

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ  
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»  
ІНСТИТУТ ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ  
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

На правах рукопису  
УДК 004.896

До захисту допущено  
В. о. завідувача кафедри ММС  
О.Л.Тимошук

«\_\_» \_\_\_\_\_ 2020 р.

## Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра за спеціальністю 124 Системний аналіз  
на тему: «Підтримка прийняття рішень для аналізу ринку крипто-валют»

Виконав:  
студент II курсу, групи КА-91 мп  
Канцедал Георгій Олегович

\_\_\_\_\_

Керівник:  
професор кафедри ММСА,  
д.т.н, проф. Бідюк П.І.

\_\_\_\_\_

Рецензент:  
Професор кафедри інформаційної безпеки  
КПІ ім. Ігоря Сікорського, д.т.н проф. Архипов О.Є.

\_\_\_\_\_

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації  
немає запозичень з праць інших авторів без  
відповідних посилань

Студент \_\_\_\_\_

Київ  
2020

**Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»  
Інститут прикладного системного аналізу  
Кафедра математичних методів системного аналізу**

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)  
Спеціальність (спеціалізація) – 124 «Системний аналіз»

ЗАТВЕРДЖУЮ  
Завідувач кафедри  
\_\_\_\_\_ О.Л. Тимошук  
« \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

**ЗАВДАННЯ  
на магістерську дисертацію студенту  
Канцедал Георгій Олегович**

1. **Тема дисертації** «Підтримка прийняття рішень для аналізу ринку криптовалют», науковий керівник дисертації Бідюк Петро Іванович, доктор технічних наук, професор, затверджені наказом по університету від «02» листопада 2020 р. №3182-с.
2. **Термін подання студентом дисертації** 10 грудня 2020
3. **Об'єкт дослідження:** ринок криптовалют.
4. **Предмет дослідження:** часові ряди ринку криптовалют, методи машинного навчання.
5. **Перелік завдань, які потрібно розробити:** Дослідити стан проблеми прогнозування та прийняття рішень на ринку криптовалют, розробити критерії для розмітки даних та систему збору даних з біржі. На основі отриманих даних розробити систему прийняття рішень на базі методів машинного навчання. Розробити стартап проект виведення продукту на ринок. Розробити концептуальні висновки за результатами наукового дослідження.
6. **Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу:**
  - 1) Огляд існуючих підходів до рішення аналогічних завдань (рис. 2.1.1 – рис.2.1.3);
  - 2) Огляд якості отриманої моделі;
  - 3) Таблиці у розділі стартап проекту;
  - 4) Повний аналіз моделей на старіння та лог навчання.
7. **Орієнтовний перелік публікацій:**
  - (1) Романенко В.Д., Милявский Ю.Л., Канцедал Г.О. Стабилизация неустойчивого курса криптовалюты на основе модального

управления импульсным процессом когнитивной карты. XXVI Міжнародна конференція з автоматичного керування. Автоматика 2020: матеріали 26 наукової конференції, м. Київ, 13-15 жовтня 2020р. С. 75-76.

(2) Neorhii Kantsedal. USE OF DECISION TREES IN THE LIMITED CRYPTOCURRENCY MARKETS FOR ADAPTIVE DECISION MAKING. XX International Students R&D Conference 2019 “Science and Technology of the XXI century”: Kiev, Ukraine, 22 October 2019. P. 72-73.

(3) Канцедал Г.О. Проміжні результати. Ризики при проведенні торговельних операцій в криптовалюти. 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.13140/RG.2.2.14023.85922>.

8. **Дата видачі завдання:** 1 вересня 2019 року

### Календарний план

№ з/ п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Огляд літератури за тематикою	1.09.2020–5.09.2020	
2	Збір матеріалів по проблемі магістерської дисертації	5.09.2020–10.09.2020	
3	Вивчення матеріалів по темі магістерської дисертації	10.09.2020– 25.09.2020	
4	Аналіз існуючих методів розв’язування задачі	25.09.2020– 30.09.2020	
5	Написання програмного продукту для розв’язування задачі	30.09.2020– 25.10.2020	
6	Тестування продукту на існуючих даних	25.10.2020– 20.11.2020	
7	Оформлення звіту магістерської роботи	20.11.2020–9.12.2020	

Студент

Г.О. Канцедал

Науковий керівник дисертації

П.І.Бідюк

## РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація 108 с., 89 рис., 19 табл., 2 додатки, 8 джерел.

Об'єктом дослідження є ринок криптовалют.

Предметом дослідження є часові ряди ринку криптовалют, методи машинного навчання.

Мета дослідження:

1. Розробити систему прийняття рішень, що базувалась на методах штучного інтелекту;
2. Відтворити схему прийняття рішень трейдера відповідними моделями.

Новизна: запропонований підхід фокусується на прийнятті рішень а не на прогнозуванні - це забезпечує значну точність моделі, було обрано об'єкт, що тільки вийшов на ринок і тільки почав розвиватись в Україні.

В даній роботі було досліджено ринки криптовалют на предмет їх прогнозованості та придатності як засіб інвестування. Отримані результати свідчать про можливість застосування нейронних мереж для прийняття рішень без участі користувача. Результати роботи моделі показали придатність нейронних мереж до вирішення поставленої проблеми за умови постійного донавчання. Було виявлено період роботи моделі.

Було побудовано систему прийняття рішень, з періодом старіння (донавчання) в 3 дні. Модель виявила задовільні результати на окремих криптовалютах.

КРИПТОВАЛЮТА, СИСТЕМА ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ТРЕЙДИНГ, АВТОМАТИЗОВАНІ СИСТЕМИ, БІНАРНА КЛАСИФІКАЦІЯ.

## ABSTRACT

Master's Thesis 108 pp., 89 Fig., 19 tables, 2 supplements, 8 sources.

The object of the study is the cryptocurrency market.

The subject of the study is the time series of the cryptocurrency market, machine learning methods.

The aim of the study:

1. Develop a decision-making system based on artificial intelligence methods;
2. Reproduce the decision-making scheme of the trader with appropriate models.

Novelty: The proposed approach focuses on decision-making rather than forecasting - this ensures significant accuracy of the model, the object was selected, which has just entered the market and has just begun to develop in Ukraine.

In this paper, cryptocurrency markets were studied for their predictability and suitability as a means of investment. The obtained results indicate the possibility of using neural networks for decision-making without user participation. The results of the model showed the suitability of neural networks to solve the problem under constant training. The period of operation of the model was revealed.

A decision-making system was built, with an aging period of 3 days. The model showed satisfactory results on some cryptocurrencies.

CRYPTOCURRENCY, DECISION-MAKING SYSTEM, NEURAL NETWORKS, TRADING, AUTOMATED SYSTEMS, BINARY CLASSIFICATION.

## ЗМІСТ

ВСТУП	9
РОЗДІЛ 1. РОЗГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА РОЗКРИТТЯ ЗАДАЧІ	11
1.1 Формування ціни на ринку криптовалют	11
1.2 Структура системи прийняття рішень	12
1.2 Висновки до I розділу	14
РОЗДІЛ 2. РОЗГЛЯД МЕТОДІВ ВИРІШЕННЯ ПОСТАВЛЕНОЇ ЗАДАЧІ	15
2.1 Обрання метрики для побудови моделей	15
2.2 Огляд типів моделей	19
2.3 Висновки до II розділу	20
РОЗДІЛ 3. РЕЗУЛЬТАТИ ЗАСТОСУВАННЯ МОДЕЛІ	21
3.1 Аналіз процесу тренування	21
3.2 Аналіз моделі на старіння	24
3.3 Детальний аналіз результатів роботи моделей на зростаючому ринку на прикладі криптовалюти ETH	27
3.4 Порівняльний аналіз результатів відносно навчального періоду	28
3.5 Висновки до III розділу	61
РОЗДІЛ 4. СТАРТАП АНАЛІЗ ПРОЕКТУ	62
4.1 Вступ та постановка задачі стартап проекту	62
4.2 Карта стартап проекту	63
4.3 Технологічний аудит ідеї проекту	65
4.4 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту	69
4.5 Розроблення ринкової стратегії проекту	78
4.6 Висновки до IV розділу	80
ВИСНОВКИ	82
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	84
ДОДАТОК А. КОД ПРОГРАМИ	86

## ДОДАТОК Б. ПОВНИЙ ЛОГ НАВЧАННЯ БАЗОВОЇ МОДЕЛІ



## ВСТУП

На сьогодні криптовалютні операції стають дедалі більш поширеним методом розрахунків між фізичними особами. Також зростає інтерес до операцій з деривативами. Зокрема вже зараз для українців доступні два типи ф'ючерс контрактів: безстроковий та квартальний [1]. У розріз із типовим біржовим трейдингом для торгівлі криптовалютами або для заключення контрактів на їх купівлю продаж не потрібно спеціальної ліцензії, а правове регулювання в цій сфері доволі м'яке, що робить проведення операцій доступним для будь кого у віці від 16 років.

Однак є і перепони на шляху популяризації біржових операцій на основі криптовалют, зокрема відсутність прив'язки до фізичних активів. Це призводить до важко прогнозованості поведінки ринку криптовалют - ціна формується лише очікуваннями користувачів. Оскільки поведінка ринку залежить від рішень користувачів, то в роботі було вирішено відтворити процес прийняття рішень за допомогою класифікації деякого відрізка часового ряду - аналогічно до роботи трейдера.

Під час написання роботи було поставлено та виконано наступні задачі:

1. Розробити систему прийняття рішень, що базувалась на методах штучного інтелекту;
2. Відтворити схему прийняття рішень трейдера відповідними моделями;
3. Провести порівняння з загально відомими моделями.

Побудована система повністю відповідає поставленим цілям і відтворює процес прийняття рішень трейдером (тобто підхід до задачі іде з боку задачі класифікації а не прогнозування часового ряду). В якості ядра системи було обрано нейронну мережу та логістичну функцію втрат.

Також було проведено аналіз моделей на старіння та ефективність підходу на 16 криптовалютах. В якості візуалізації ефективності роботи моделі було

побудовано РОК криві для моделей в періоді навчання та на ринкових даних після зміни загальної тенденції.

## РОЗДІЛ 1. РОЗГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА РОЗКРИТТЯ ЗАДАЧІ

### 1.1 Формування ціни на ринку криптовалют

Розробка моделі спирається на факт домінування на ринку візуального сприйняття ситуації трейдерами. Часткове розкриття структури ринку криптовалют було розглянуте в попередніх роботах [2]. Спираючись на попередні дослідження очікування користувачів є найбільш впливовим фактором для ринку криптовалют (рис. 1.1).

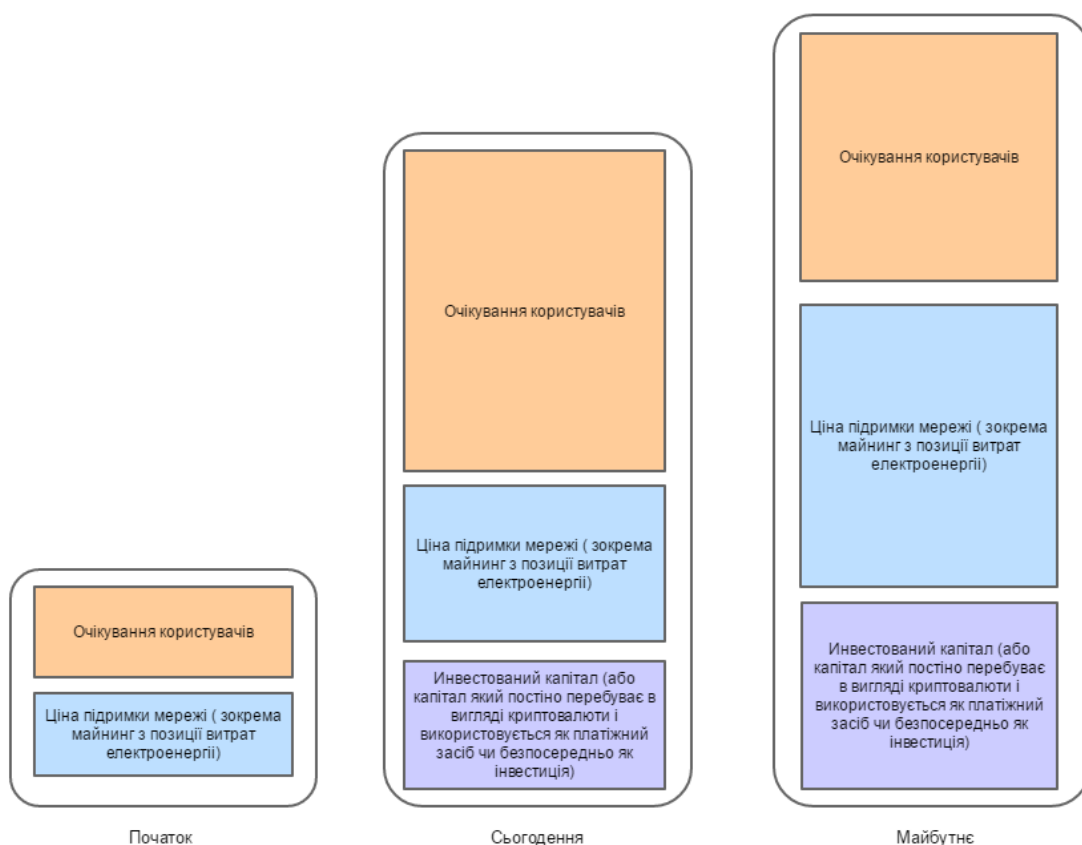


Рисунок 1.1 – Основні ціноутворюючі чинники для криптовалют (представлено динаміку зростання ціни підтримки системи та інвестиційної привабливості криптовалют).

Однак з іншого боку одним з важливих факторів що впливають на формування ціни криптовалют також виступає ціна підтримки мережі як платіжної системи. Ця величина може бути оцінена і закладена як мінімальна ціна активу. Відповідно з кожним роком вона зростає через ускладнення мережі, контрольованої інфляції цін на електроенергію та залучення більшої кількості користувачів до мережі. Загалом це створює тенденції до росту ціни криптовалют що робить прибутковими навіть стратегії з нульовим математичним середнім (частково використання цих стратегій призводить до зростання капіталу що знаходиться безпосередньо в криптовалюти як інвестиція - провокуючи подальше зростання). Однак основною ціллю даної роботи є прогнозування змін курс відповідно до першого чинника - очікування користувачі, звісно в майбутньому цей чинник буде зменшувати свій вплив (рис. 1.1). Через неможливість оцінити сподівання безпосередньо було вирішено використовувати нейронну мережу як засіб що дозволяє зробити висновки аналогічні до висновків трейдера та знайти приховані закономірності в їх поведінці.

## **1.2 Структура системи прийняття рішень**

Оскільки ситуація на ринку не може характеризуватись постійно одними величинами, то побудована модель матиме тенденції до старіння. Як пізніше буде розглянуто в розділі 3. Цей проміжок займатиме лише 3 дні. Після цього часу модель необхідно перевірити на якість та прийняти рішення про донавчання чи продовження роботи (рис. 1.2).

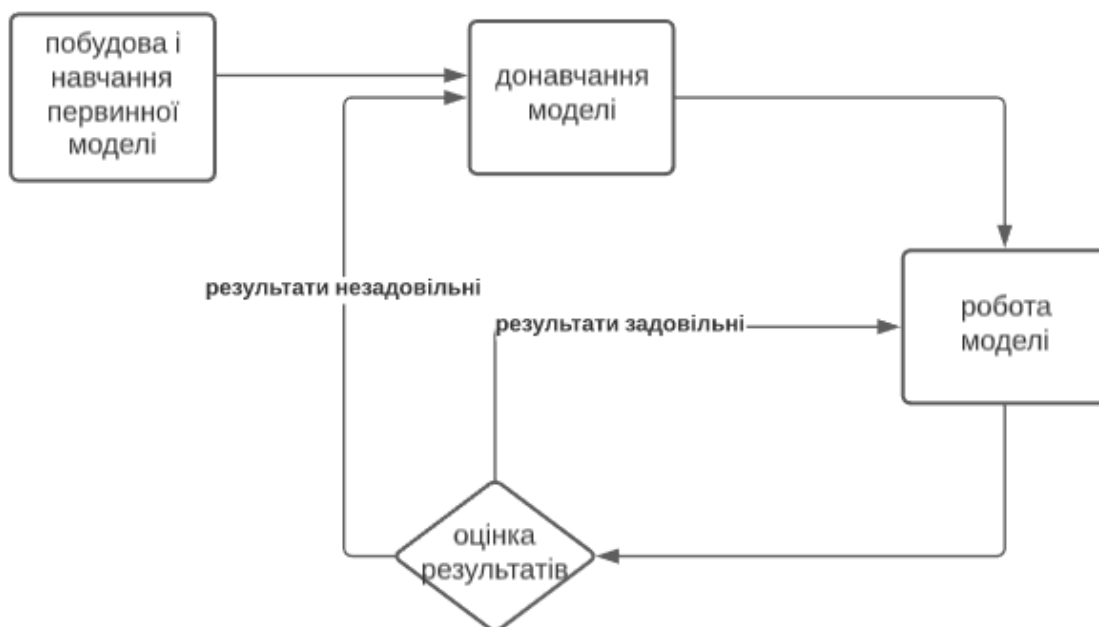


Рисунок 1.2 – Життєвий цикл моделі.

Модель безпосередньо відповідає за прийняття рішень. Користувач моніторить загальну роботу системи лише за тижневими звітами. Відсторонення користувача від роботи системи є свідомий крок. На жаль людина не може бути абсолютно неупередженим, а з вигляду на ефективність прийняття рішень упередженість користувача може бути фатальною (оскільки мова йде безпосередньо про гроші, людина схильна до ризику при ймовірності високої винагороди, навіть при незначному шансі на виграш).

Також революційним є відмова від безпосереднього прогнозування курсу. Саме перехід на навчання системи приймати рішення дозволяє збільшити точність. Адже з практичної точки зору не має сенсу наскільки зростає курс активу, якщо це приносить прибуток то є успіх. Таким чином модель безпосередньо навчається діям аналогічним до дій користувача.

## **1.2 Висновки до I розділу**

Отже, у розділі було розглянуто основні характеристики розробленої системи та її особливості. Було наведено характеристику досліджуваного об'єкта, а саме ринків криптовалют. Розглянуто складові ціноутворення.

На основі викладених фактів було прийнято рішення про розробку системи, що базується на нейронній мережі і відповідає безпосередньо за прийняття рішень.

## РОЗДІЛ 2. РОЗГЛЯД МЕТОДІВ ВИРІШЕННЯ ПОСТАВЛЕНОЇ ЗАДАЧІ

Трейдинг доволі консервативна сфера прийняття рішень. Хоча на сьогодні на будь-якому ринку трейдеру доводиться обробляти величезні масиви інформації та шукати приховані залежності. Однак прийняття рішень все відповідальний процес який неможливо перекласти з людини через правове регулювання сфери. Відповідно до законів алгоритм прийняття рішень повинен бути чітким і зрозумілим, однак нейронні мережі працюють за принципом чорного ящика і не дають чіткого розуміння роботи в критичних ситуаціях. Однак криптовалюта не має чітких норм щоб регулювали операції з нею, а отже в немає жодних обмежень на модель.

З іншого боку доволі масове використання криптовалют почалось лише 4-6 років тому - а отже сфера має незначну вибірку даних, що вже накладає обмеження на методи побудови моделей.

### 2.1 Обрання метрики для побудови моделей

Одним з найважливіших моментів при побудові дослідження є обрання метрики для оптимізації роботи моделі, тобто формалізація поставленої задачі за допомогою функції на обраному просторі (для формалізації очікувань користувача/дослідника). Було розглянуто наступні метрики:

1. Binary cross entropy (бінарна перехресна ентропія) функція витрат.[2]

$$H(y, \underline{y}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \log(\underline{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \underline{y}_i),$$

де

$y$ - вектор дійсних значень розмірності  $n$  , де  $n$  - кількість тренувальних даних,

$\hat{y}$ - вектор отриманих прогнозів моделі,

$y_i, \hat{y}_i$ - відповідні координати векторів.

Дозволяє враховувати як правильно класифіковані об'єкти так і не правильні з однаковою вагою і тих і тих класів. Призводить до більш чіткого розділення класів. Зокрема на рисунку 2.1 представлено зміну значення похибки при дійсному значенні 1 та 0.

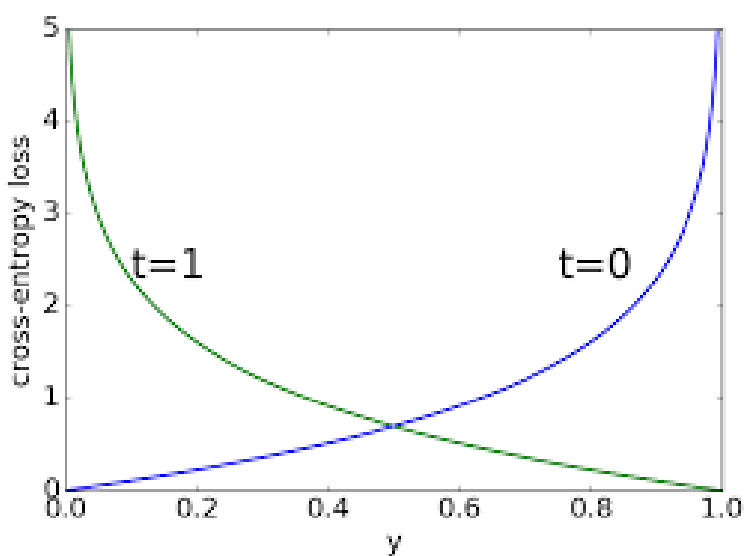


Рисунок 2.1 – Зміни значення втрат при в залежності від значення що було визначено моделлю ( $y$ ) та реальних значень ( $t$  - реальне значення приналежності до класу, синім кольором - немає приналежності до класу, зеленим - приналежність є).

Працює лише у випадку бінарного індикатора класу. У випадку не бінарної класифікації може бути представлена як середнє значення по кожному з векторів класу. Метрику можна використовувати для задач несиметричною кількістю об'єктів класів;



2. ROC AUC (Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve) площа під кривою помилок, побудованій на різних порогах відсікання рисунок 2.2 [3]. Може використовуватись лише для визначення якості бінарного класифікатора. Головною особливістю є врахування кількості пар об'єктів одночасно класу що правильно класифіковані та які були відбраковані (тобто помилку першого та другого роду). Також за формою кривої можна визначити оптимальний рівень для прийняття рішень.

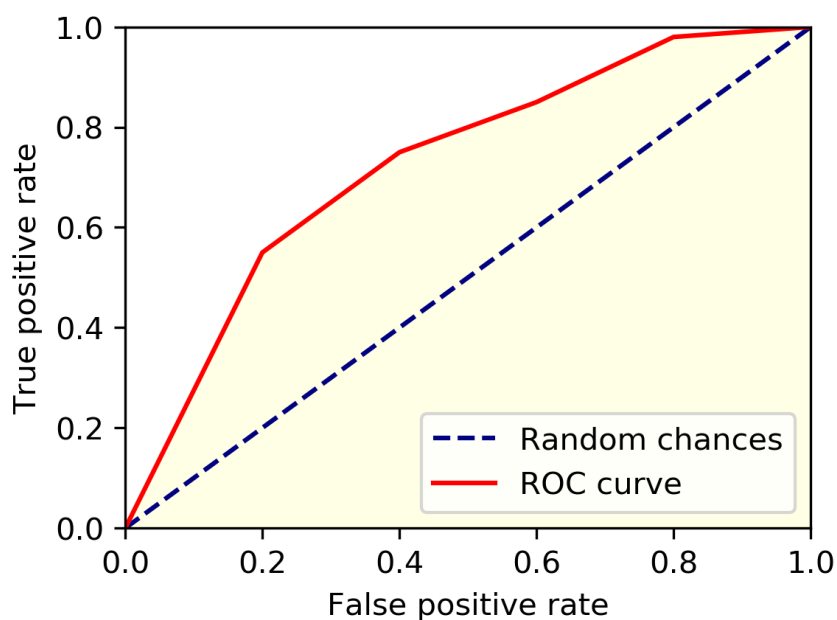


Рисунок 2.2 – Типова РОК крива. Синім зазначено випадкові значення. Червоним - робота моделі: чим більше червона лінія відрізняється від діагоналі тим краща якість моделі. Аналогічно чим більша площа під графіком тим краще.

Оскільки метрика враховує ефективність розділення класів моделью то у випадку незначної кількості об'єктів класу буде давати хибний результат (точніше призведе до навчання моделі ігнорувати цей клас);

3. F-score.[4] Метрика враховує кількість правильно класифікованих об'єктів до всіх класифікованих та кількість некласифікованих. Обидва критерії мають однакову вагу.

$$Fscore = \frac{2}{\frac{1}{precision} + \frac{1}{recall}},$$

де

*precision* - відношення кількості правильно класифікованих об'єктів до кількості всіх класифікованих (рисунок 2.3),

*recall*- відношення кількості правильно класифікованих об'єктів до кількості всіх об'єктів (рисунок 2.3).

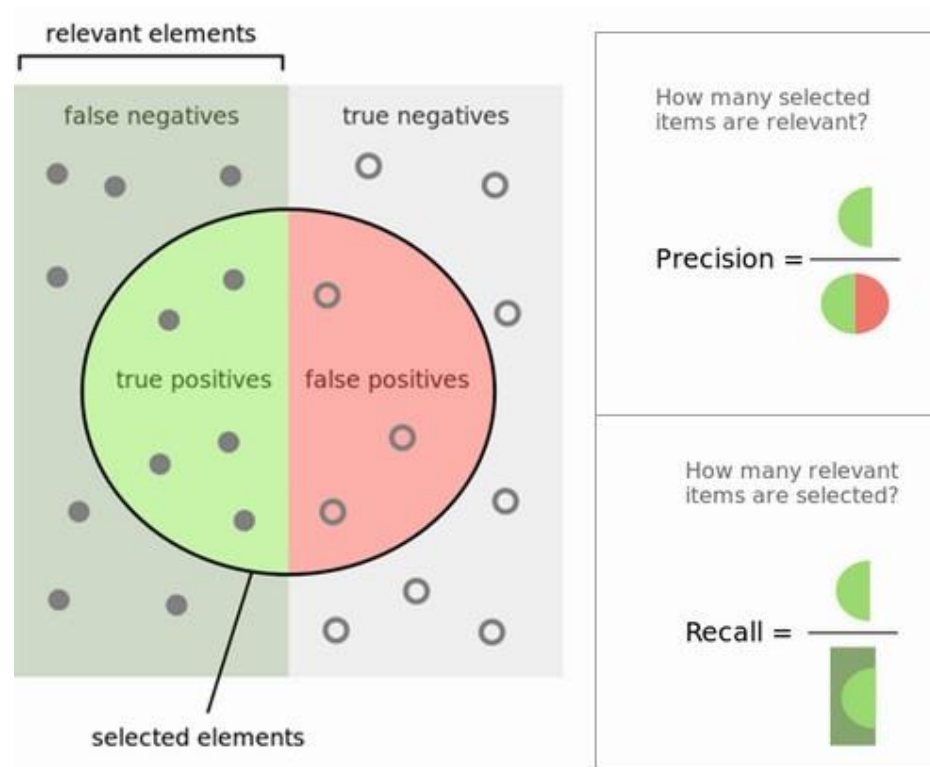


Рисунок 2.3 – Схема до пояснення термінів *precision* та *recall*.

Однак при незначній кількості об'єктів класу є схильність до їх занулення. Метрику не можна використовувати для незначної кількості даних.

Через несиметричність даних та вимогу в автоматизації було обрано бінарний перехресний критерій як якість моделі (точніше його мінімізація).

Однак для оцінки моделей на старіння було вирішено використовувати РОК криву - так як вона має доволі просту інтерпретацію і гарно візуалізує якість моделей. Також може показати різні варіанти помилок моделі та порівняти їх із випадковими результатами.

## 2.2 Огляд типів моделей

В попередніх роботах [5, 6] розглядались рішення на основі XGBoost LightGBM. Рішення на їх основі мають наступні переваги:

1. Незначний розмір моделі порівняно с іншими.
2. Доволі швидке навчання засобами процесора.
3. Непогана якість моделі.

Однак, відповідно до поставленої задачі є ряд недоліків, що на жаль не дають використовувати подані методи. Зокрема:

1. Неможливість побудови нової моделі з використанням вже навченої частини старої моделі - лише навчання нової.
2. збільшення розмірності вхідних даних легко може призвести до перенавчання і запам'ятовування моделью конкретних значень.
3. Неможливість навчання на відеокарті на використання графічних пришвидшувачів. А отже низька здатність до масштабування.

Таким чином було прийнято рішення обрати моделі що базуються на нейронних мережах. Оскільки дані мають вигляд багатомірного часового ряду - це доволі непогано роз'язується нейронними мережами ( до прикладу рекурентними).

Рекурентні нейронні мережі за допомогою своєрідних замикань дозволяють моделювати своєрідну пам'ять процесу і з затуханням враховують попередні кроки. Натомість в звичайних нейронних мережах кожна координата може бути врахована с такою ж силою неважливо перша чи остання.

В якості базової бібліотеки було обрано пакет Keras через його інтеграцію з програмним забезпеченням для проведення операцій на відеокарті. Оскільки в основі машинного навчання покладені матричні операції, то сам процес навчання має аналогічні операції з процесами в іграх, а отже проведення операцій не на процесорі дозволяє значно пришвидшити навчання.

### **2.3 Висновки до II розділу**

Отже, в першому розділі було розглянуто типові метрики для проведення оптимізації та типи моделей. Було докладно розглянуто причини та передумови обрання конкретних засобів.

### РОЗДІЛ 3. РЕЗУЛЬТАТИ ЗАСТОСУВАННЯ МОДЕЛІ

Поведінка моделі була досліджена на трьох відрізках:

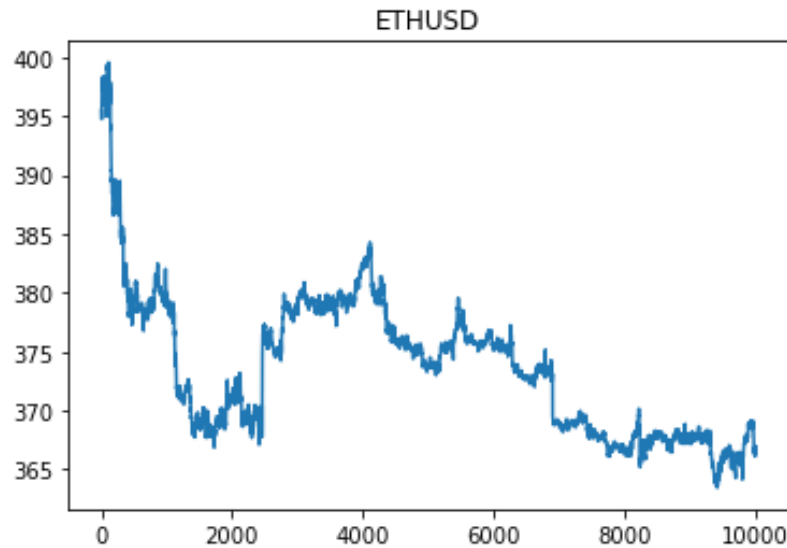
1. Навчання базової моделі.
2. Тестування навчальної моделі та донавчання.
3. Тестування моделі отриманої після навчання на попередніх відрізках.

Для кожного активу використовувались моделі одного типу, що відрізняються лише процесом тренування. В процесі навчання точність моделі (крок динамічно змінюються, якщо точність почне коливатись і не буде зменшуватись).

#### 3.1 Аналіз процесу тренування

Для первинної моделі було обрано інтервали у 10000 вимірів (через технічні обмеження системи) Зокрема нижче наведено навчання моделі на проміжку з 2020-10-10 по 2020-10-15. На рисунку 3.1 представлено зміну ціни обраного активу протягом даного часу.

Виміри відбуваються кожні 30 секунд. В векторі вимірювань присутні змінні що характеризують: об'єм торговельних операцій, ціна на 2 біржах, зміна ставки фінансування для деривативів. Для прийняття рішень використовувався інтервал що відповідає максимальному торговельному вікні що може спостерігати трейдер - 6 годин (або 720 вимірів). В якості умови прийняття рішень було обрано підвищення ціни активу на 2% і не зниження її менш ніж на 1%.



Рисунку 3.1 Початкові дані для навчання (проміжок від 2020-10-10 16:55 до 2020-10-15 11:55).

Нижче наведено лог навчання моделі:

start=2020-10-10 16:55:14.182461 end=2020-10-15 11:55:00.786176

long:70 short:137

train leng 15873, test leng 1500

long:0 short:33

Epoch 1/10

249/249 - 156s - loss: 0.0465 - val\_loss: 0.0636

Epoch 2/10

249/249 - 154s - loss: 0.0377 - val\_loss: 0.0650

Epoch 3/10

249/249 - 156s - loss: 0.0330 - val\_loss: 0.0637

Epoch 4/10

249/249 - 156s - loss: 0.0302 - val\_loss: 0.0625

Epoch 5/10

249/249 - 155s - loss: 0.0273 - val\_loss: 0.0621

Epoch 6/10

Epoch 00006: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.0000001111620805e-07.

249/249 - 156s - loss: 0.0255 - val\_loss: 0.0611

Epoch 7/10

249/249 - 155s - loss: 0.0246 - val\_loss: 0.0612

Epoch 8/10

249/249 - 155s - loss: 0.0248 - val\_loss: 0.0608

Epoch 9/10

249/249 - 155s - loss: 0.0240 - val\_loss: 0.0614

Epoch 10/10

Epoch 00010: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.000000082740371e-08.

249/249 - 156s - loss: 0.0245 - val\_loss: 0.0608

З логів програми видно що модель показує доволі непогані результати. Однак потрібно врахувати що в валідаційний вибірці відсутні представники одного з класів, а отже можливе несиметричне навчання.

Про якість моделі також свідчить побудована рок крива (рис. 3.2):

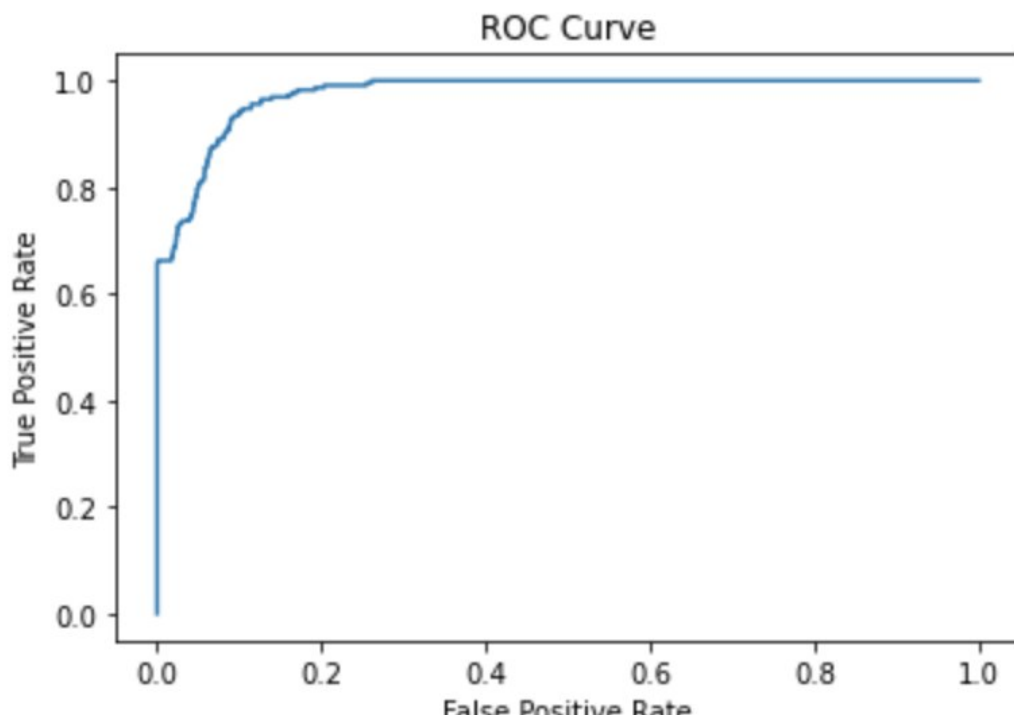


Рисунок 3.2 – РОК крива побудована на прогнозі моделі та тренувальних даних

### 3.2 Аналіз моделі на старіння

Однією з переваг обраної моделі є можливість донавчання моделі в процесі її використання. Таким чином можна вирішити проблему старіння моделі без перенавчання по всій вибірці. Так через деякий час моделі починають псуватись. Для ілюстрації цього факту було обрано ще один 5 денний проміжок часу через 6 днів після навчання моделі (рис 3.3 РОК крива на даних на яких ніколи не відбувалось навчання):



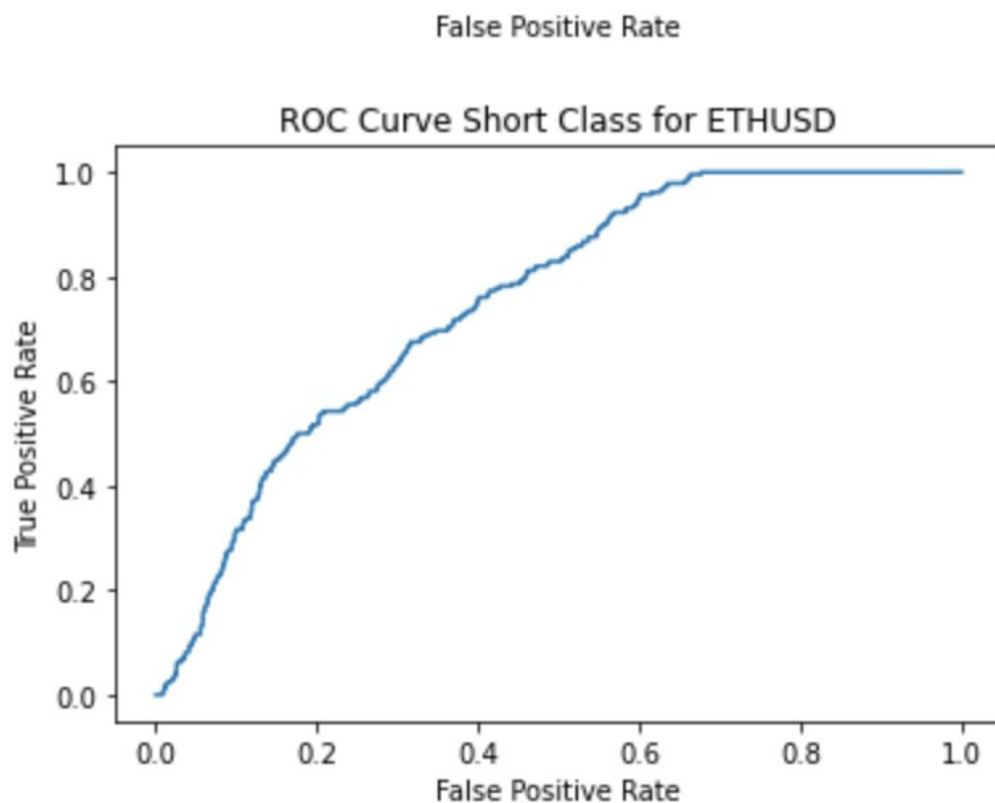


Рисунок 3.3 – РОК крива на даних на яких ніколи не відбувалось навчання.

Хоча з огляду на зміну тенденцій ринку такий результат був очевидним. Якщо поглянути на рис 3.1 та порівняти з даними для РОК кривої (рис 3.2) легко помітити що в першому випадку була характерна тенденція до спадання зі стабілізацією, а в іншому бурхливі коливання з тенденцією до росту (рис 3.4), тобто характер процесу змінився значною мірою.

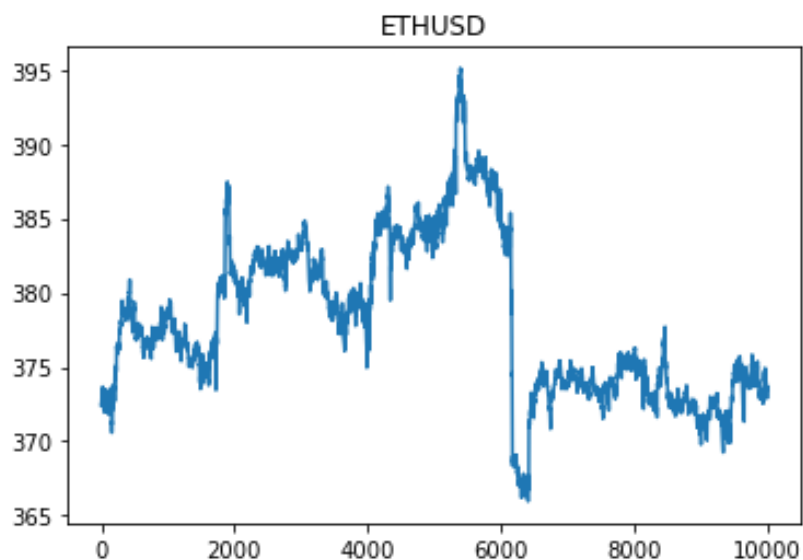


Рисунок 3.4 – Візуалізація цінових коливань на проміжку з 2020-10-16 17:43 по 2020-10-21 17:47 що відповідають рис 3.3

Однак не всі моделі застаріли з однаковою швидкістю. Наприклад набагато гірші результати спостерігаємо для моделі відкриття довгих контрактів (на підвищення ціни рисунок 3.5).

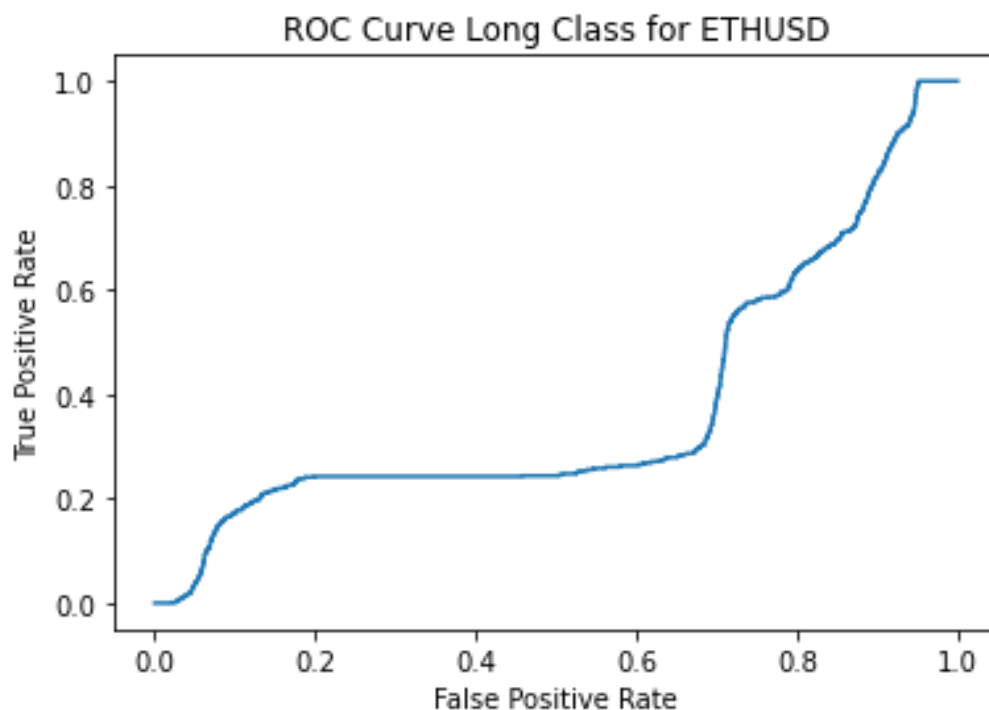


Рисунок 3.5 – РОК крива. Модель втратила актуальність - точність гірше випадкової.

### 3.3 Детальний аналіз результатів роботи моделей на зростаючому ринку на прикладі криптовалюти ЕТН

Навчання моделей було проведено на доволі тихому ринку, були відсутні тенденції зростання. Очікувано, що після зміни тенденцій ринку моделі показують гірші результати або будуть потребувати перенавчання.

Однак по невдачах можна теж судити про внутрішні якості моделі, та потенціал моделі для подальшого навчання. Зокрема, якщо розглянути рис. 3.5 можна побачити доволі непогані результати, якщо взяти обернену модель (оскільки модель дефакто бінарний класифікатор, то достатньо змінити клас). Це свідчить про недостатнє навчання моделі (потрібно збільшити кількість епох). Також це свідчить про те що дані та модель підібрані правильно і є потенціал для продовження дослідження. На рисунку 3.6 представлено ілюстрації до вищевикладеного.

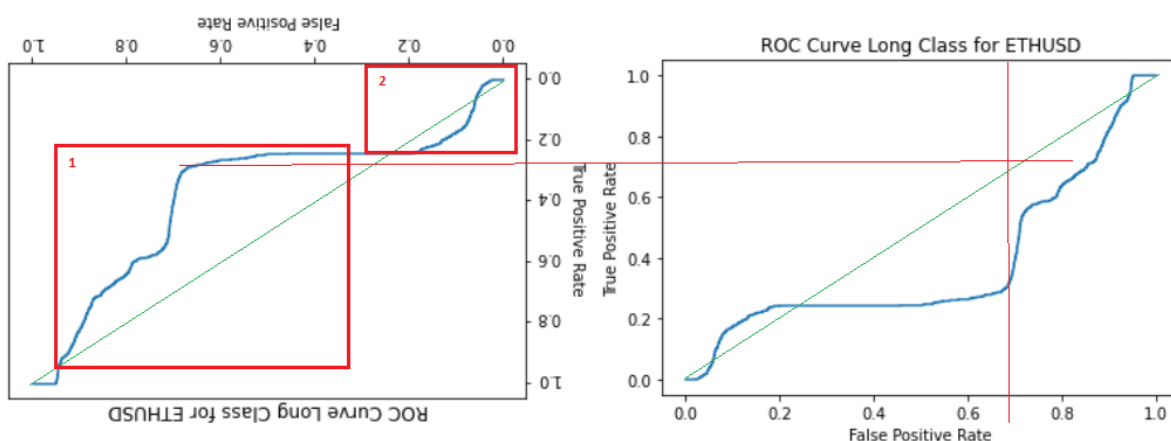


Рисунок 3.6 – Розгляд оберненої моделі. (Зокрема проілюстровано непогані результати, що свідчать про актуальність подальших досліджень/навчання моделі (1). Також наявні проблеми пов'язані з недостатньою кількістю епох або з занадто регуляризациєю моделі (2). Зеленим - зображено рівень випадкових значень.).

Розглянуті на рис. 3.6 проблеми можна вирішити наступним чином:

1. Зменшення регуляризації моделі (зменшення кількості ваг, що відкидаються).
2. Збільшення кількості слоїв в мережі.
3. Збільшення кількості епох в навчанні моделі.

Оскільки моделі в деяких випадках показали себе досить непогано, то для покращення було обрано лише 3 шлях. З іншими результатами можна ознайомитись в додатку Б.

### **3.4 Порівняльний аналіз результатів відносно навчального періоду**

В цьому розділі розглянуто основні характеристики отримаї моделі на двох проміжках – першим зображен навчальний проміжок другим – тестовим. Для оцінки характеру двох проміжків було наведено графік ціни на кожному з них. Також наведено рок криву для двох класів – купівлі та продажу. Нижче наведено результати тестування моделі на 16 криптовалютних парах (рис. 3.7 – рис. 3.70). Окремо варто відмітити моделі, що досягли комерційного рівня точності:

1. ETH – рис. 3.18
2. TRX – рис. 3.31 – рис. 3.34.
3. XLM – рис. 3.37.
4. XMR – рис. 3.42.

Нажаль для моделі побудованій для самої старої криптовалюти BTC не вдалось отримати повні данні роботи (рис. 3.65- рис 3.66).

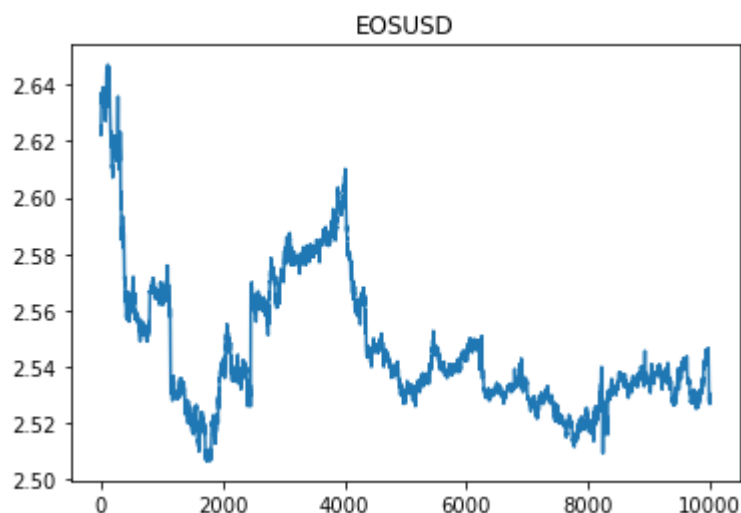


Рисунок 3.7 – Навчальний період для криптовалюти ЕОС з 2020-10-16 17:43:16.903381 до 2020-10-21 17:47:03.511126 (Всього розмічено класу купівлі 587, класу продажу: 59 усього точок: 17434. Не спостерігається жодних трендів).

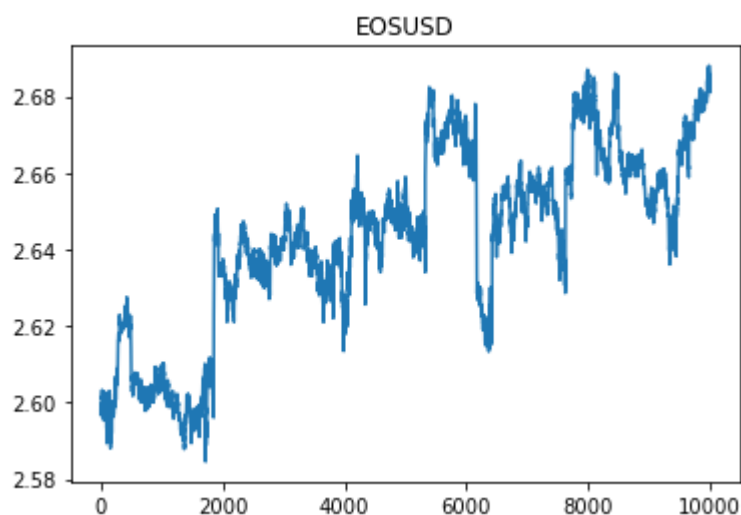


Рисунок 3.8 – Тестово-валідаційний для криптовалюти ЕОС від 2020-10-10 16:55:14.182461 до 2020-10-15 11:55:00.786176 (Всього розмічено класу купівлі 228, класу продажу: 440, усього точок: 17434. Спостерігається тенденція до зростання.).

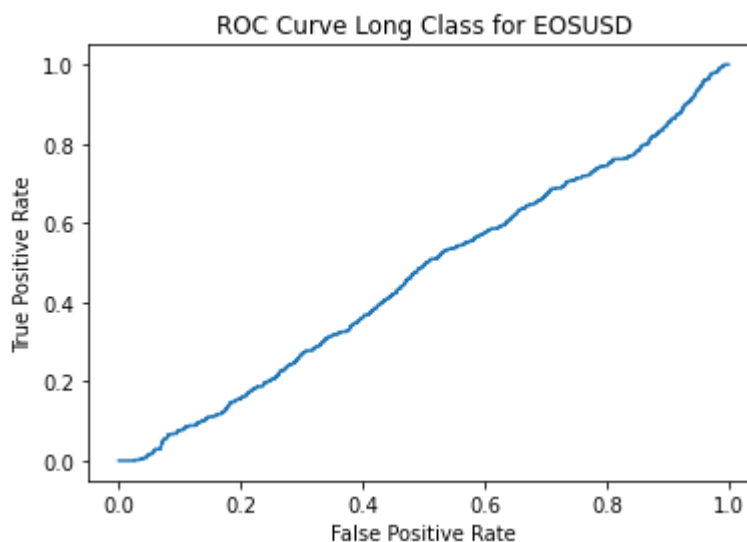


Рисунок 3.9 – РОК крива для визначення класу купівлі в моделі для криптовалюти ЕОС (На проміжку, що відповідає рис. 3.8. Точність на рівні випадкової – модель повністю перестала працювати.).

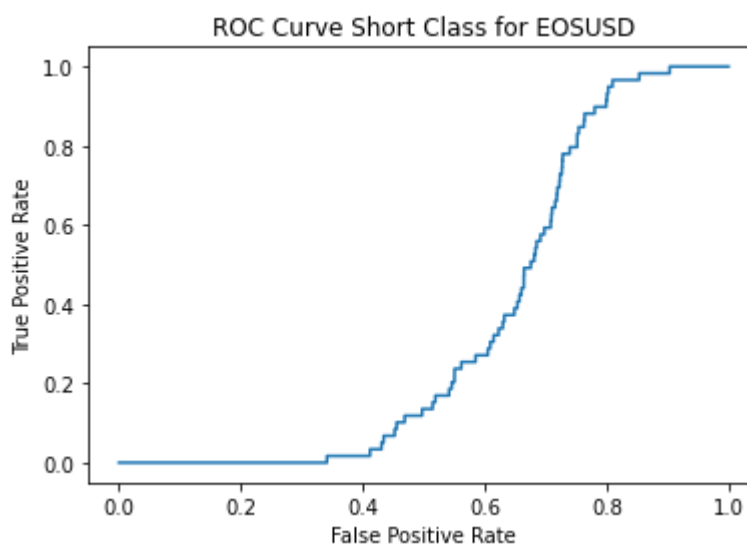


Рисунок 3.10 – РОК крива для визначення класу продажу в моделі для криптовалюти ЕОС (На проміжку, що відповідає рис. 3.8. Модель веде себе доволі дивно, потрібно збільшити кількість епох навчання – результати не задовільні, однак не випадкові.).

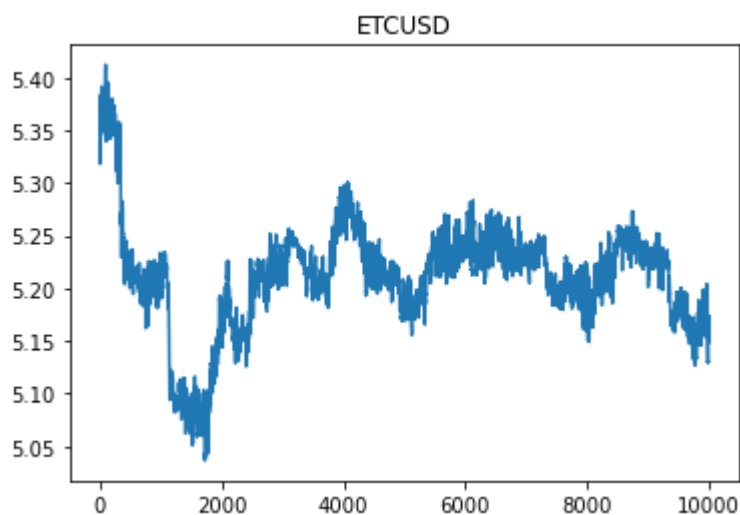


Рисунок 3.11 – Навчальний період для криптовалюти ЕТС з 2020-10-16 17:43:16.903381 до 2020-10-21 17:47:03.511126 (Всього розмічено класу купівлі 578, класу продажу: 567 усього точок: 16935. Не спосерігається жодних трендів.).

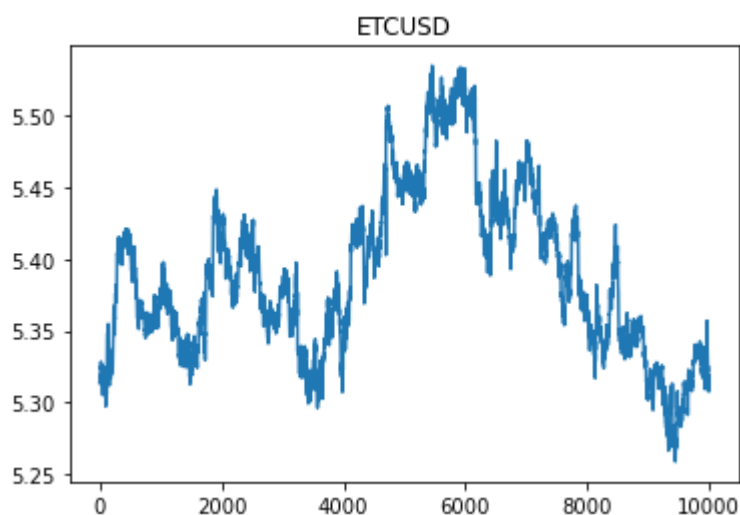


Рисунок 3.12 – Тестово-валідаційний для криптовалюти ЕТС від 2020-10-10 16:55:14.182461 до 2020-10-15 11:55:00.786176 (Всього розмічено класу купівлі 444, класу продажу: 604, усього точок: 16935. Явного тренду немає.).

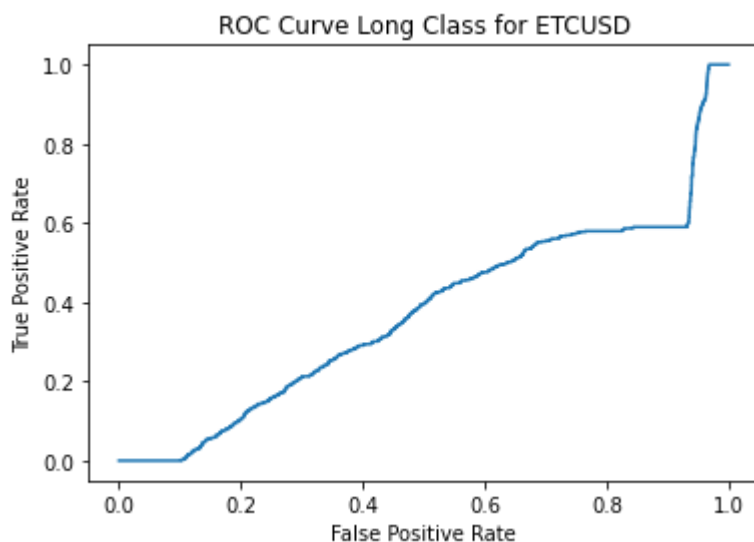


Рисунок 3.13 – РОК крива для визначення класу купівлі в моделі для криптовалюти ЕТС (результати незадовільні – однак не випадкові).

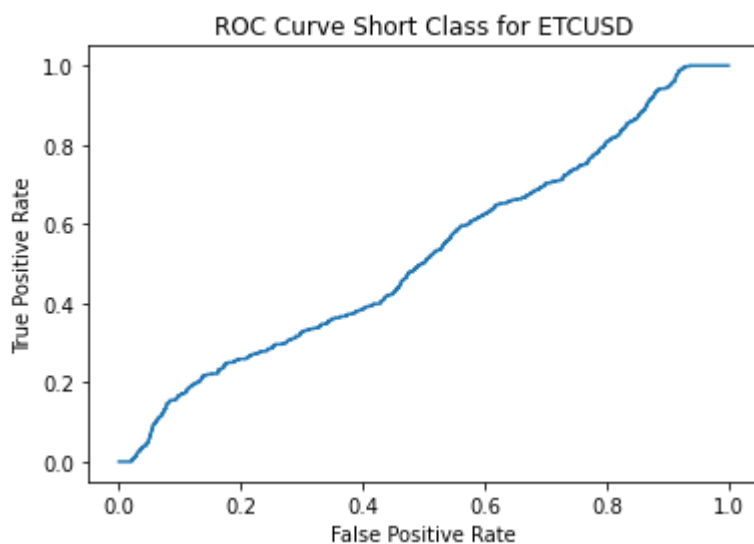


Рисунок 3.14 – РОК крива для визначення класу продажу в моделі для криптовалюти ЕТС (результати незадовільні – на випадковому рівні).



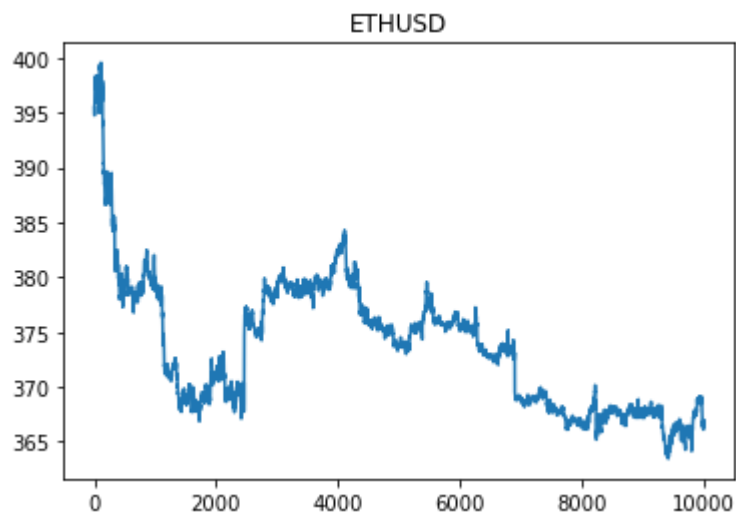


Рисунок 3.15 – Навчальний період для криптовалюти ЕТН з 2020-10-16 17:43:16.903381 до 2020-10-21 17:47:03.511126 (Всього розмічено класу купівлі 771, класу продажу: 234 усього точок: 17075. Спосерігається тренд до зниження ціни.).

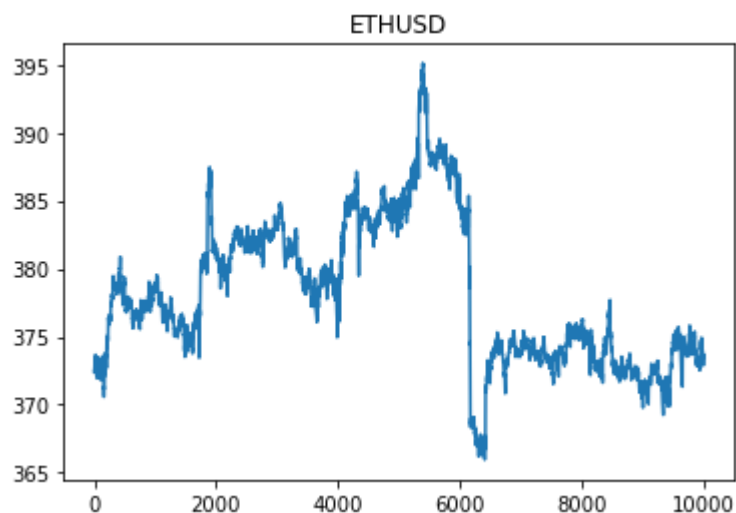


Рисунок 3.16 – Тестово-валідаційний для криптовалюти ЕТН від 2020-10-10 16:55:14.182461 до 2020-10-15 11:55:00.786176 (Всього розмічено класу купівлі 641, класу продажу: 963, усього точок: 17075. Явного тренду немає.).

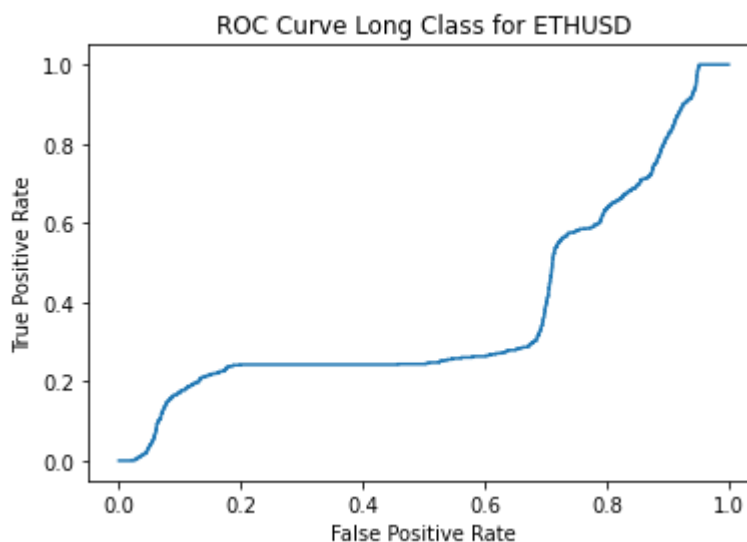


Рисунок 3.17 – РОК крива для визначення класу купівлі в моделі для криптовалюти ЕТН (результати незадовільні – однак не випадкові).

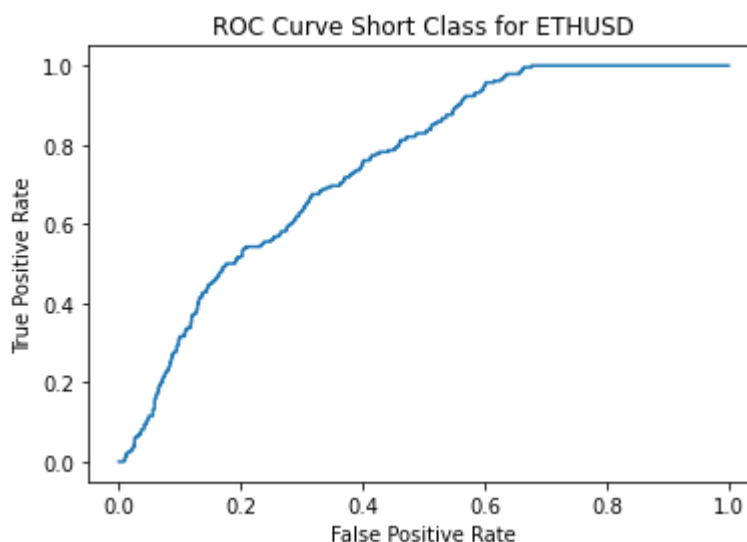


Рисунок 3.18 – РОК крива для визначення класу продажу в моделі для криптовалюти ЕТН (результати задовільні – можуть мати практичне застосування).

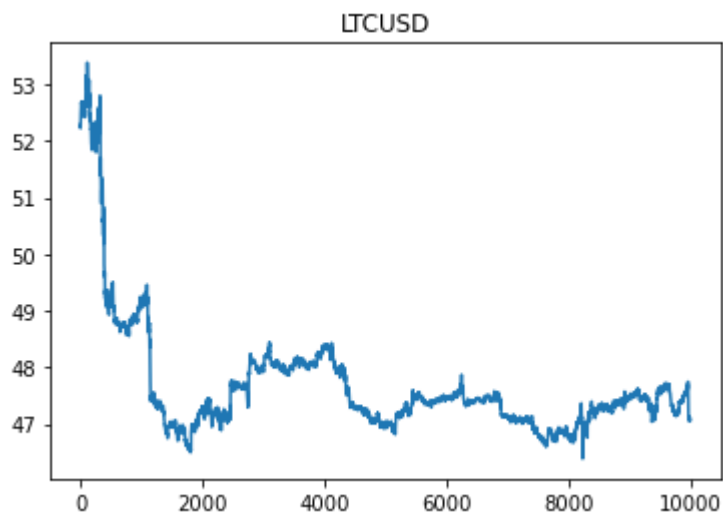


Рисунок 3.19 – Навчальний період для криптовалюти LTC з 2020-10-16 17:43:16.903381 до 2020-10-21 17:47:03.511126 (Всього розмічено класу купівлі 925, класу продажу: 395 усього точок: 16760. Спосерігається тренд до зниження ціни.).

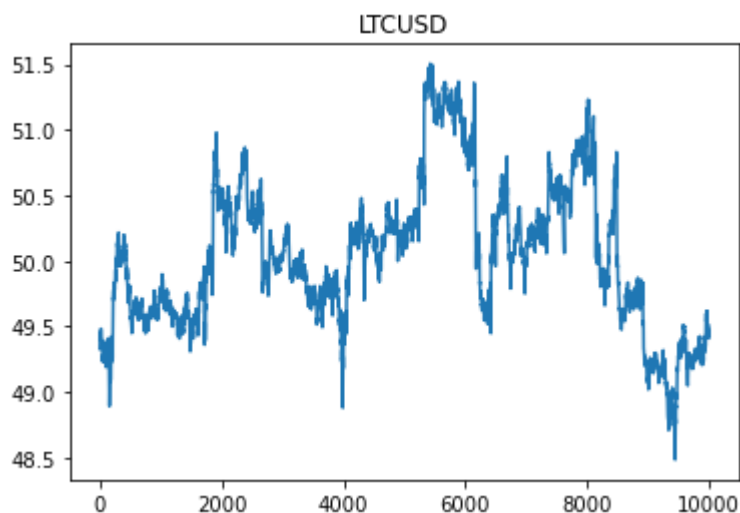


Рисунок 3.20 – Тестово-валідаційний для криптовалюти LTC від 2020-10-10 16:55:14.182461 до 2020-10-15 11:55:00.786176 (Всього розмічено класу купівлі 889, класу продажу: 1045, усього точок: 16760. Явного тренду немає.).

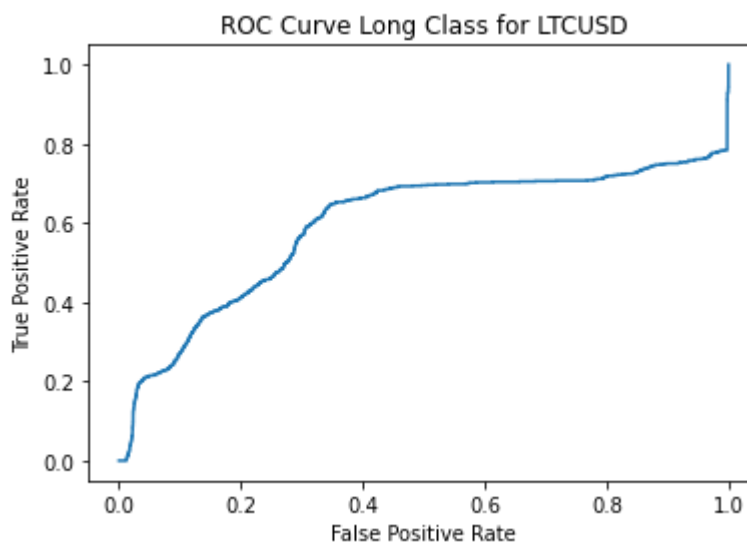


Рисунок 3.21 – РОК крива для визначення класу купівлі в моделі для криптовалюти LTC (результати незадовільні – однак кращі за випадкові, може бути застосована).

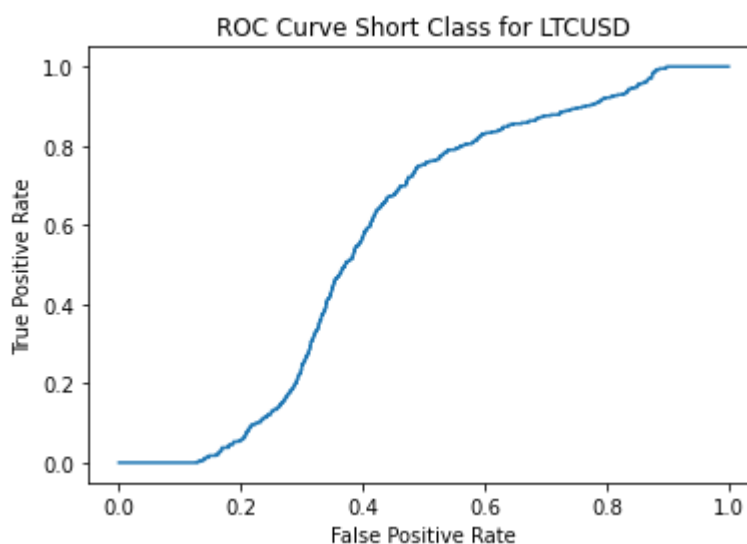


Рисунок 3.22 – РОК крива для визначення класу продажу в моделі для криптовалюти LTC (результати незадовільні – гірші, або близькі, до випадкових).

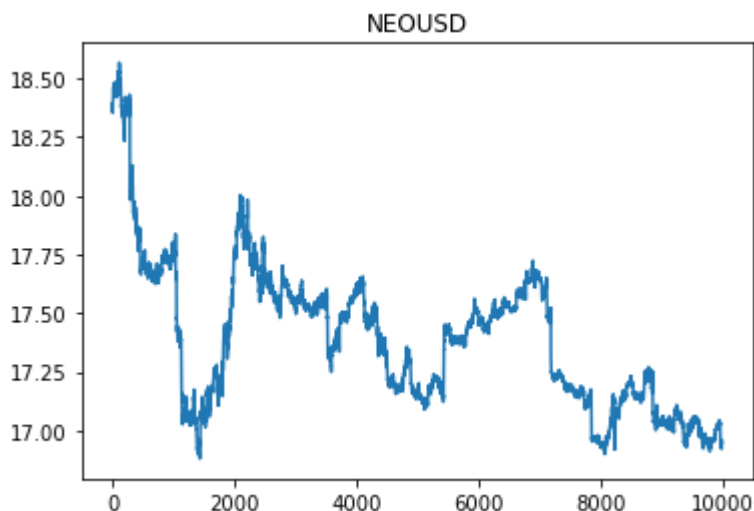


Рисунок 3.23 – Навчальний період для криптовалюти NEO з 2020-10-16 17:43:16.903381 до 2020-10-21 17:47:03.511126 (Всього розмічено класу купівлі 1280, класу продажу: 655 усього точок: 17075. Спосерігається тренд до зниження ціни.).

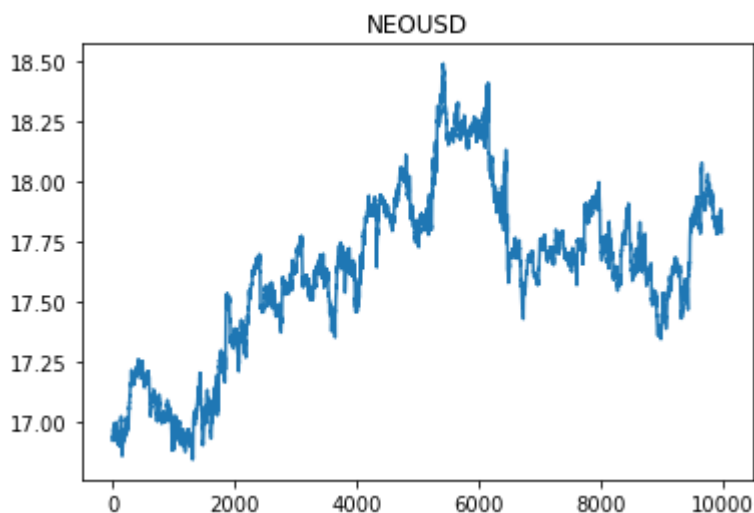


Рисунок 3.24 – Тестово-валідаційний для криптовалюти NEO від 2020-10-10 16:55:14.182461 до 2020-10-15 11:55:00.786176 (Всього розмічено класу купівлі 1237, класу продажу: 1623, усього точок: 16145. Спостерігається тенденція до зростання.).

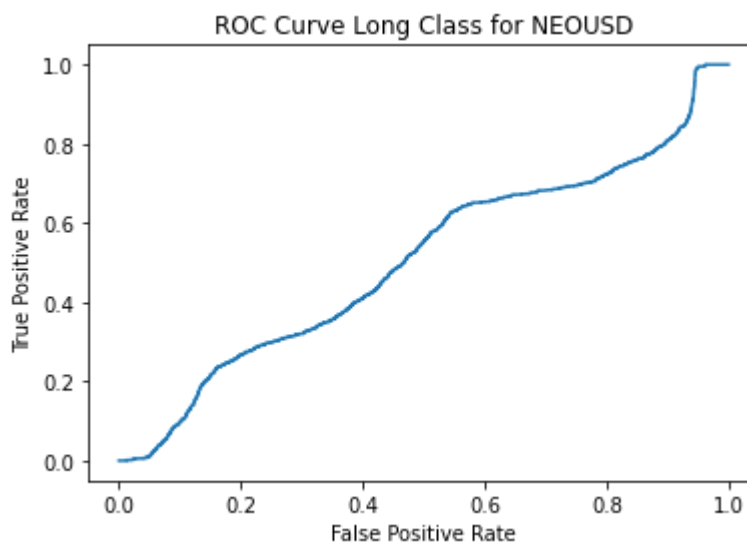


Рисунок 3.25 – РОК крива для визначення класу купівлі в моделі для криптовалюти NEO (результати незадовільні – на рівні випадкового вибору)

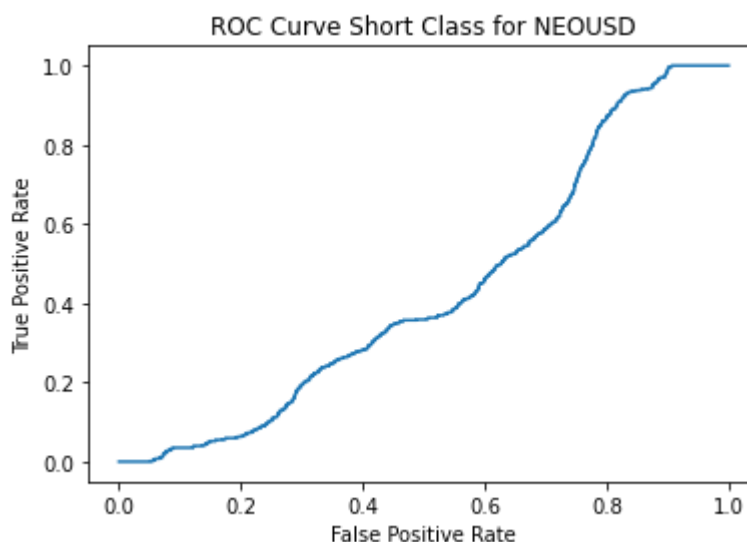


Рисунок 3.26 – РОК крива для визначення класу продажу в моделі для криптовалюти NEO (результати незадовільні – близькі до випадкових).

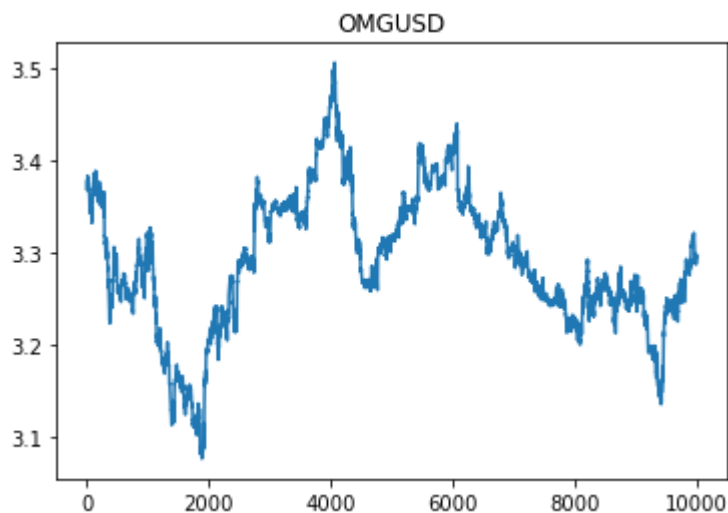


Рисунок 3.27 – Навчальний період для криптовалюти OMG з 2020-10-16 17:43:16.903381 до 2020-10-21 17:47:03.511126 (Всього розмічено класу купівлі 2097, класу продажу: 14150 усього точок: 17075. Спосерігається тренд До зниження ціни.).

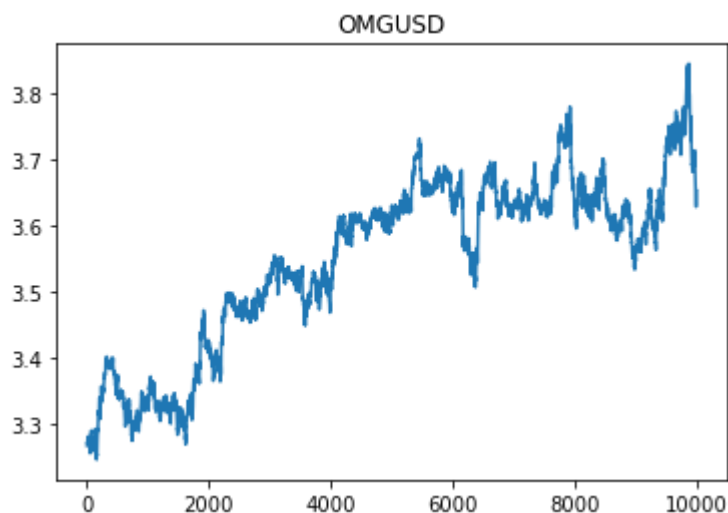


Рисунок 3.28 – Тестово-валідаційний для криптовалюти OMG від 2020-10-10 16:55:14.182461 до 2020-10-15 11:55:00.786176 (Всього розмічено класу купівлі 1895, класу продажу: 2432, усього точок: 14150. Спостерігається тенденція до зростання.).

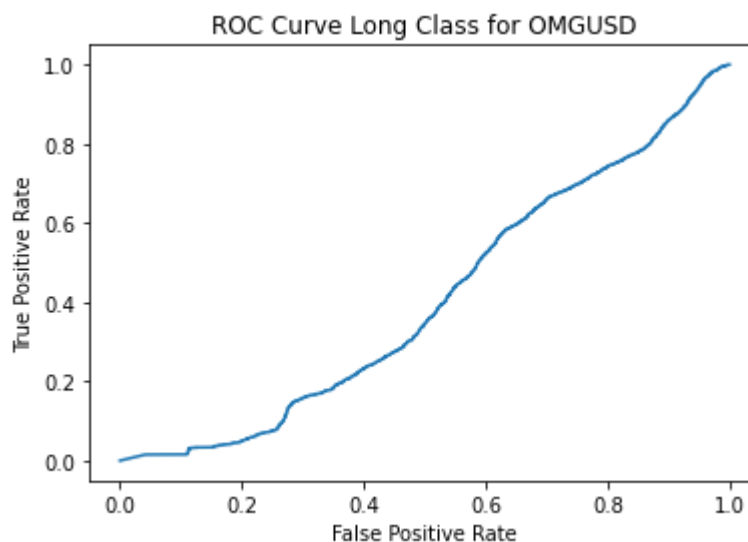


Рисунок 3.29 – РОК крива для визначення класу купівлі в моделі для криптовалюти OMG (результати незадовільні – на рівні випадкового вибору).

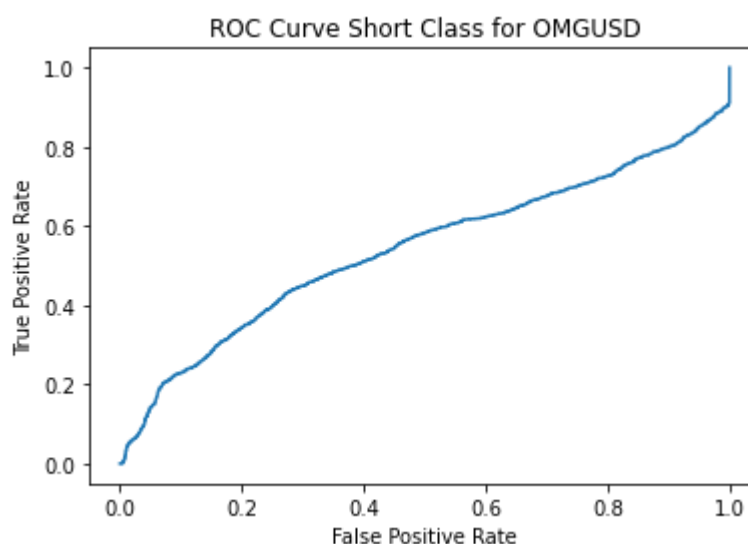


Рисунок 3.30 – РОК крива для визначення класу продажу в моделі для криптовалюти OMG (результати незадовільні – близькі до випадкових).



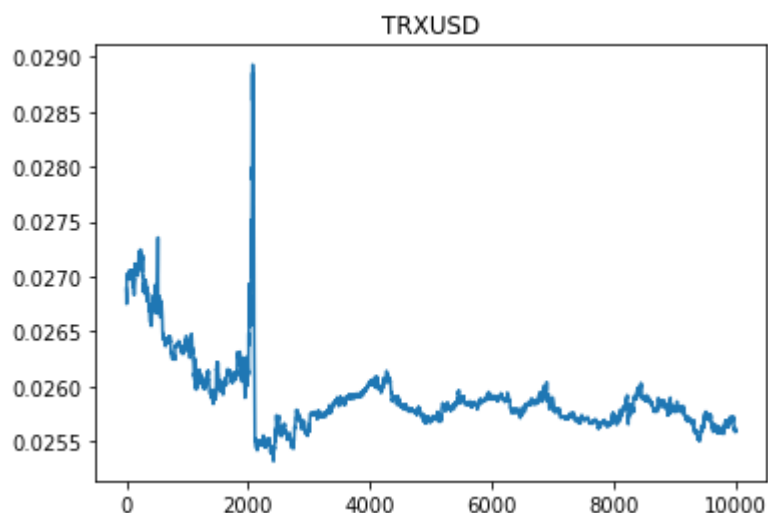


Рисунок 3.31 – Навчальний період для криптовалюти TRX з 2020-10-16 17:43:16.903381 до 2020-10-21 17:47:03.511126 (Всього розмічено класу купівлі 819, класу продажу: 84, усього точок: 17075. Спостерігається тренд до зниження ціни.).

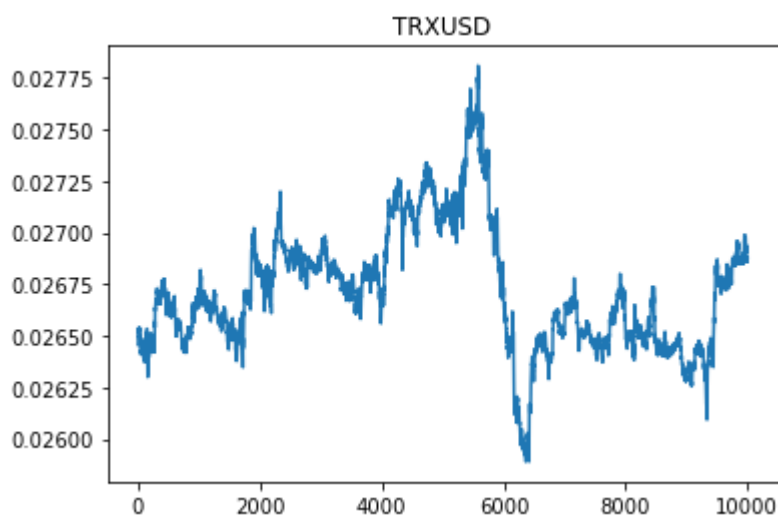


Рисунок 3.32 – Тестово-валідаційний для криптовалюти TRX від 2020-10-10 16:55:14.182461 до 2020-10-15 11:55:00.786176 (Всього розмічено класу купівлі 732, класу продажу: 831, усього точок: 17177. Спостерігається тенденція до зростання.).

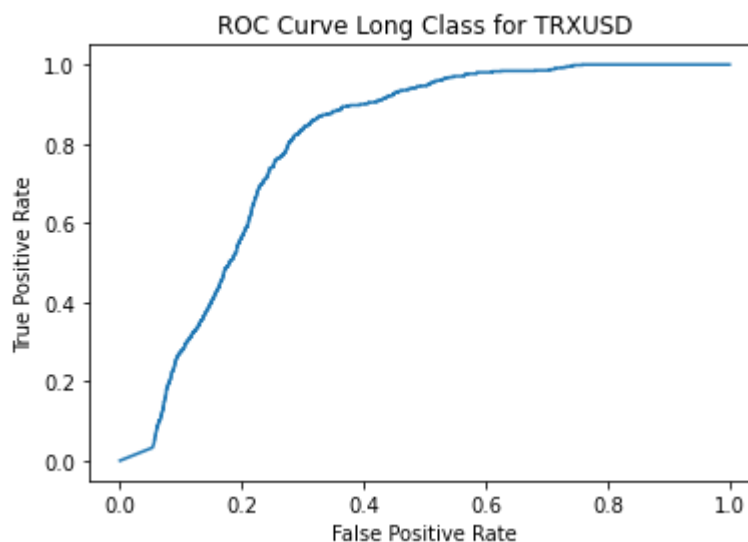


Рисунок 3.33 – РОК крива для визначення класу купівлі в моделі для криптовалюти TRX (результат чудовий – модель працює значно краще випадкової).

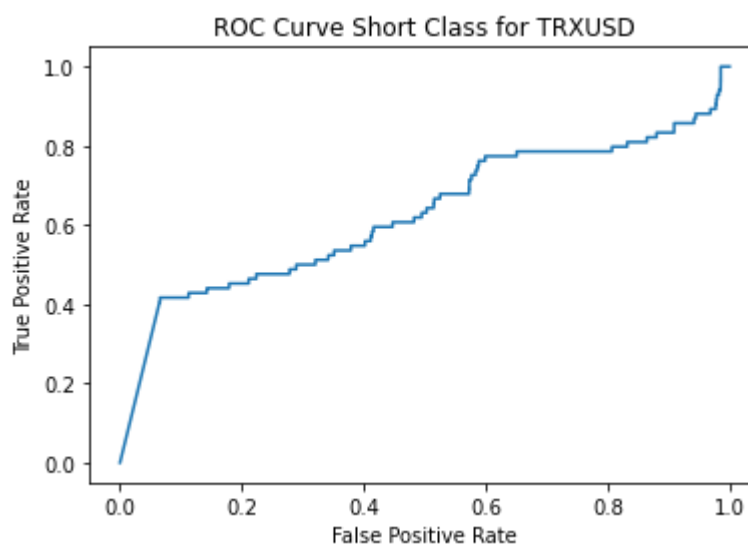


Рисунок 3.34 – РОК крива для визначення класу продажу в моделі для криптовалюти TRX (результати незадовільні, однак вже можуть мати комерційний застосунок).

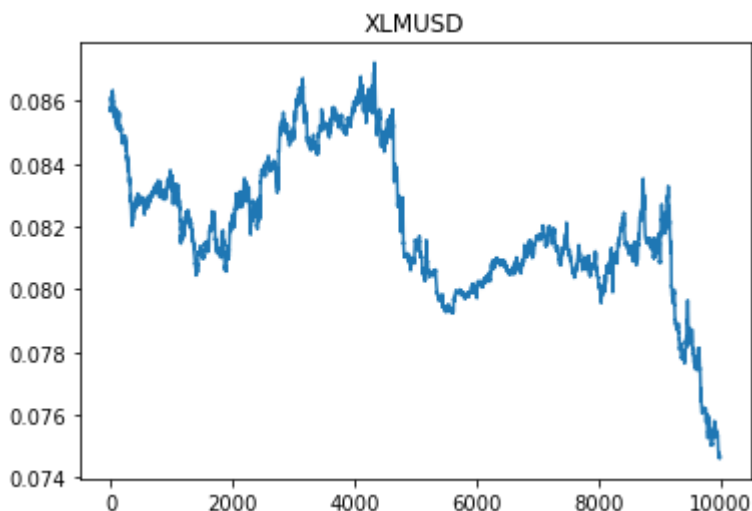


Рисунок 3.35 – Навчальний період для криптовалюти XLM з 2020-10-16 17:43:16.903381 до 2020-10-21 17:47:03.511126 (Всього розмічено класу купівлі 2290, класу продажу: 1358 усього точок: 14432. Спосерігається тренд До зниження ціни.).

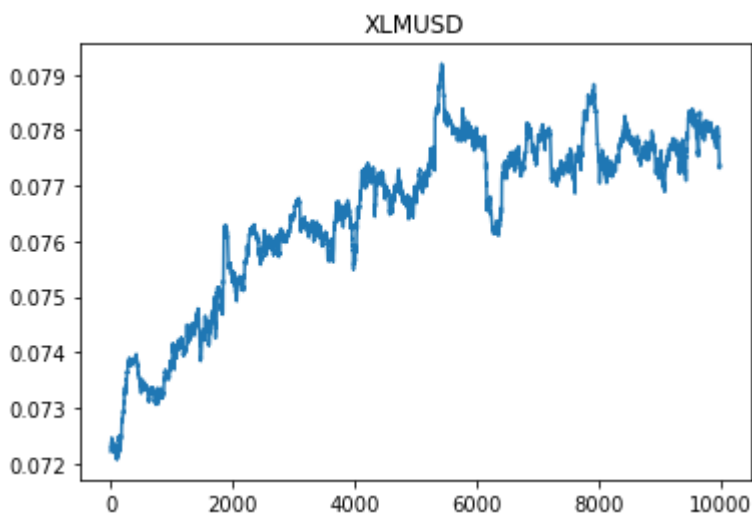


Рисунок 3.36 – Тестово-валідаційний для криптовалюти XLM від 2020-10-10 16:55:14.182461 до 2020-10-15 11:55:00.786176 (Всього розмічено класу купівлі 511, класу продажу: 1060, усього точок: 14432. Спостерігається тенденція до зростання.).

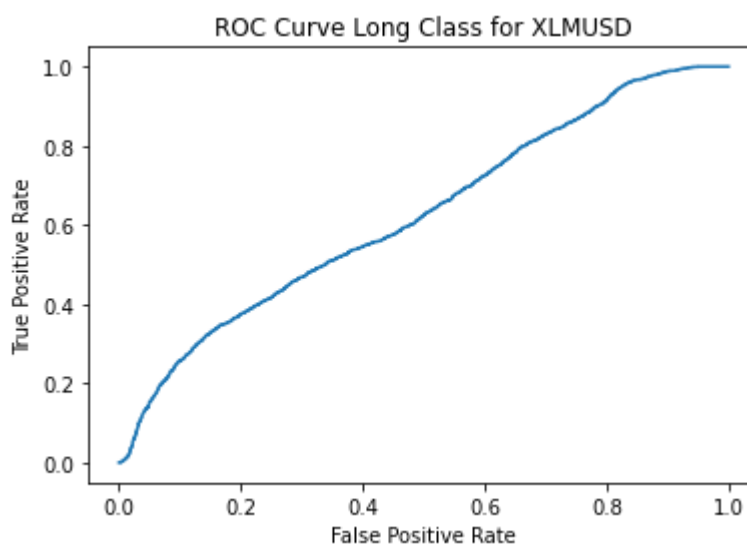


Рисунок 3.37 – РОК крива для визначення класу купівлі в моделі для криптовалюти XLM (результат незадовільний – однак модель працює краще випадкової).

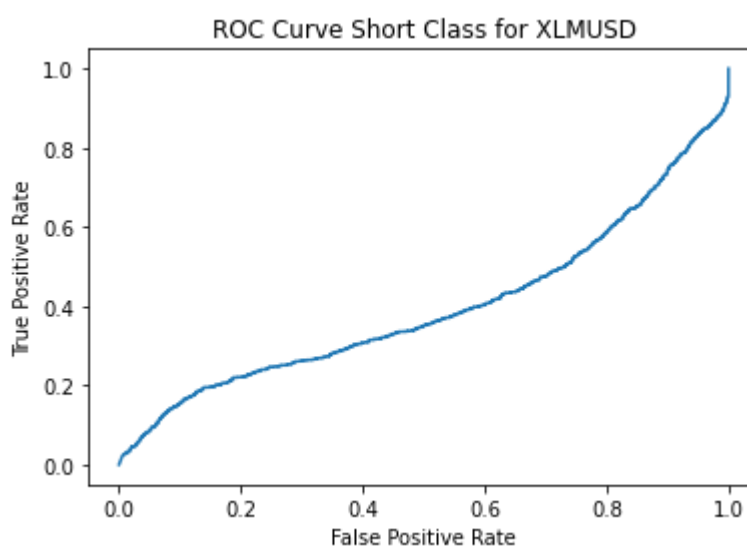


Рисунок 3.38 – РОК крива для визначення класу продажу в моделі для криптовалюти XLM (результати незадовільні – на рівні випадкових).

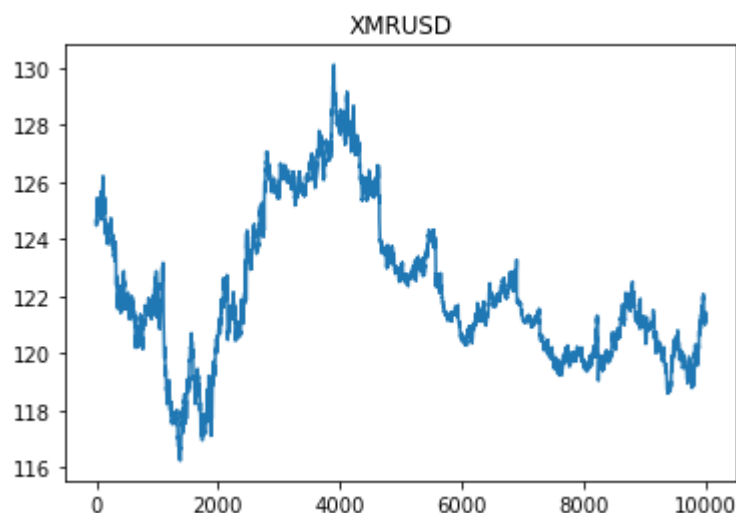


Рисунок 3.39 – Навчальний період для криптовалюти XMR з 2020-10-16 17:43:16.903381 до 2020-10-21 17:47:03.511126 (Всього розмічено класу купівлі 1846, класу продажу: 994, усього точок: 17075. Спосерігається тренд до зниження ціни.).

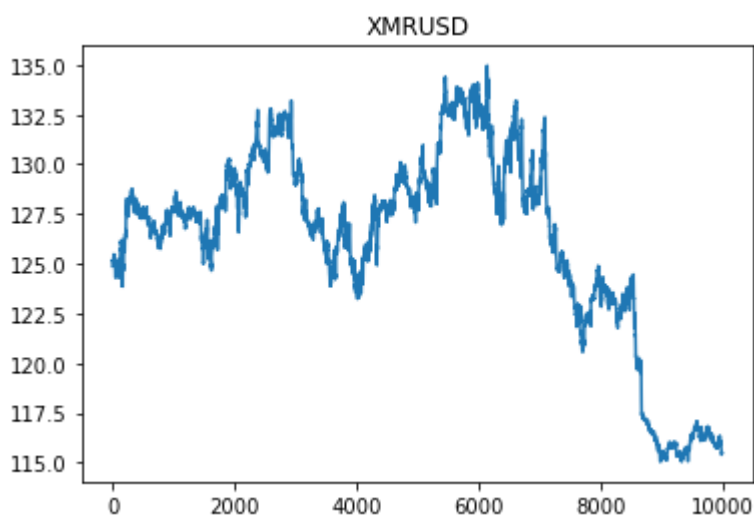


Рисунок 3.40 – Тестово-валідаційний для криптовалюти XMR від 2020-10-10 16:55:14.182461 до 2020-10-15 11:55:00.786176 (Всього розмічено класу купівлі 2760, класу продажу: 2447, усього точок: 15240. Спостерігається тенденція до зниження ціни.).

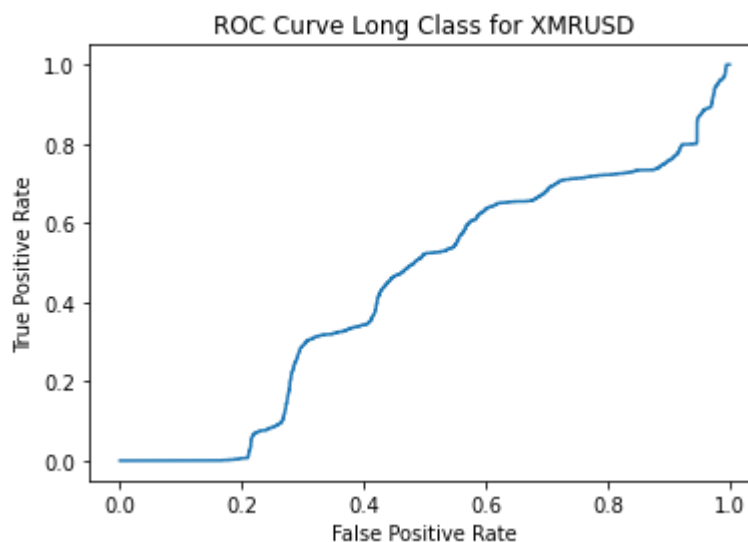


Рисунок 3.41 – РОК крива для визначення класу купівлі в моделі для криптовалюти XMR (результат незадовільний – гірші за випадкові).

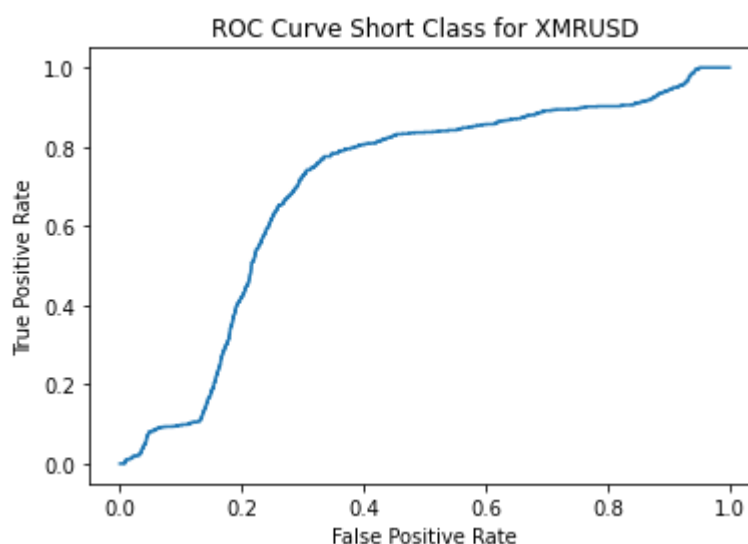


Рисунок 3.42 – РОК крива для визначення класу продажу в моделі для криптовалюти XMR (результати задовільні – достатні для роботи в автономному режимі).

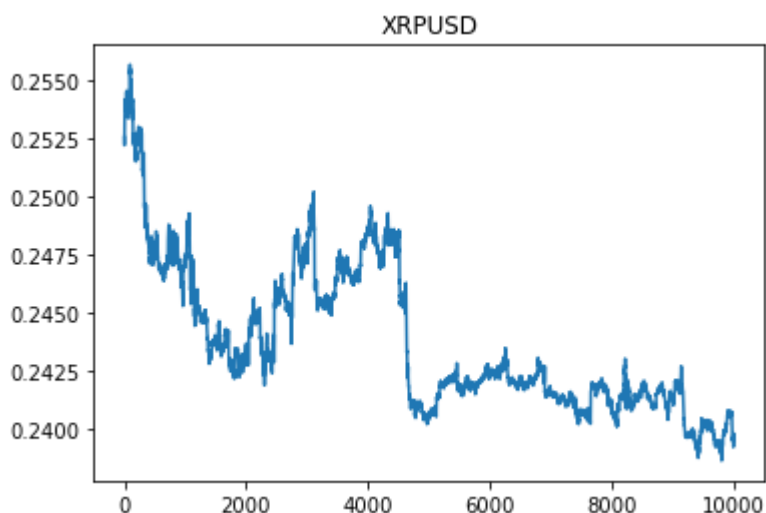


Рисунок 3.43 – Навчальний період для криптовалюти XRP з 2020-10-16 17:43:16.903381 до 2020-10-21 17:47:03.511126 (Всього розмічено класу купівлі 942, класу продажу: 217, усього точок: 17075. Спосерігається тренд До зниження ціни.).

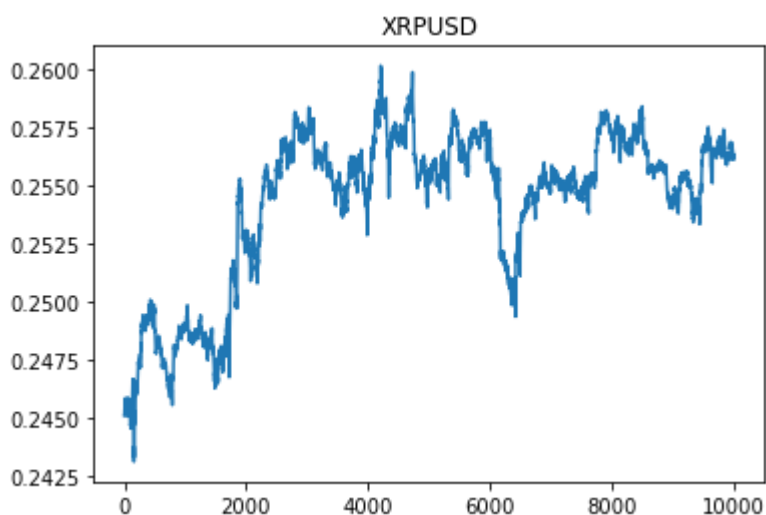


Рисунок 3.44 – Тестово-валідаційний для криптовалюти XRP від 2020-10-10 16:55:14.182461 до 2020-10-15 11:55:00.786176 (Всього розмічено класу купівлі 447, класу продажу: 930, усього точок: 16921. Спостерігається тенденція до зростання.).

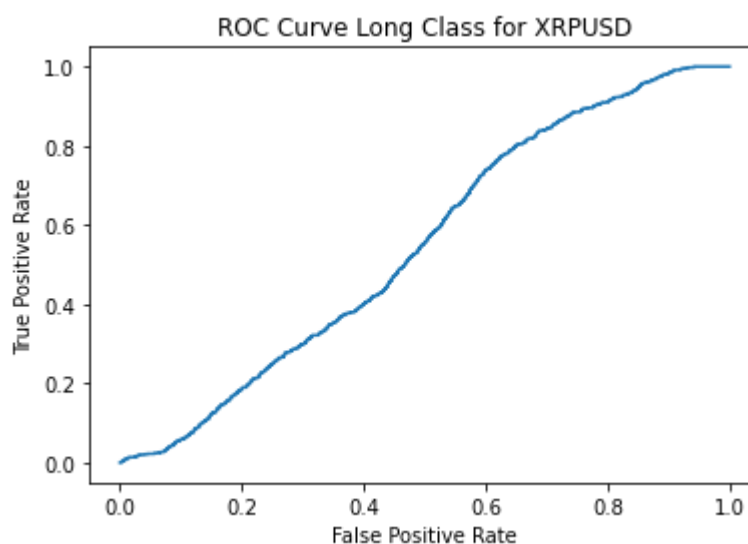


Рисунок 3.45 – РОК крива для визначення класу купівлі в моделі для криптовалюти XRP (результат незадовільний – на рівні випадкових).

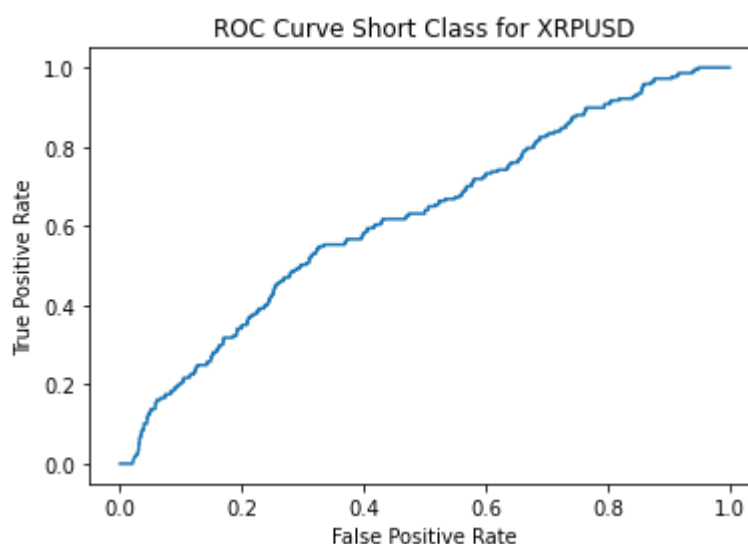


Рисунок 3.46 – РОК крива для визначення класу продажу в моделі для криптовалюти XRP (результати незадовільні – на випадковому рівні).



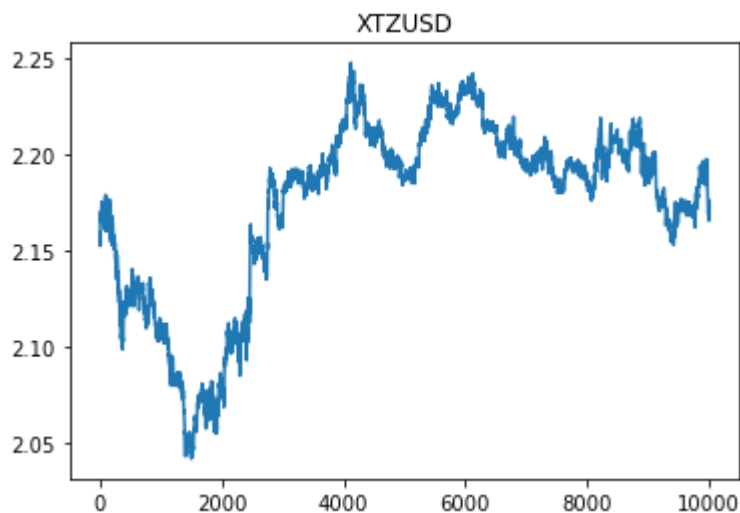


Рисунок 3.47 – Навчальний період для криптовалюти XTZ з 2020-10-16 17:43:16.903381 до 2020-10-21 17:47:03.511126 (Всього розмічено класу купівлі 441, класу продажу: 966, усього точок: 17075. Спостерігаємо зростання).

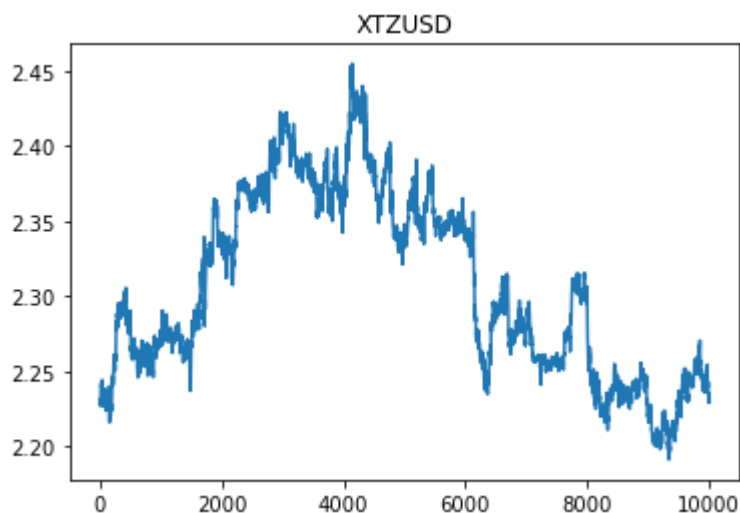


Рисунок 3.48 – Тестово-валідаційний для криптовалюти XTZ від 2020-10-10 16:55:14.182461 до 2020-10-15 11:55:00.786176 (Всього розмічено класу купівлі 2393, класу продажу: 2066, усього точок: 16673. Явного тренду немає.).

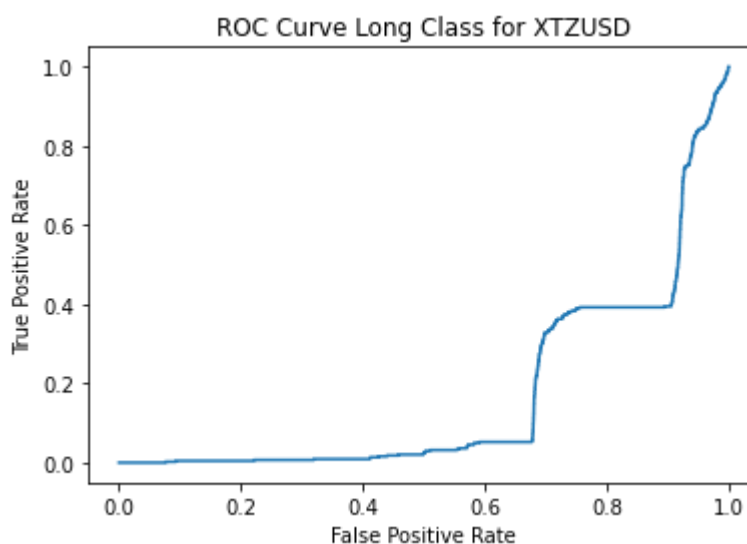


Рисунок 3.49 – РОК крива для визначення класу купівлі в моделі для криптовалюти XTZ (результат незадовільний – крива свідчить, що обернений результат буде працювати краще).

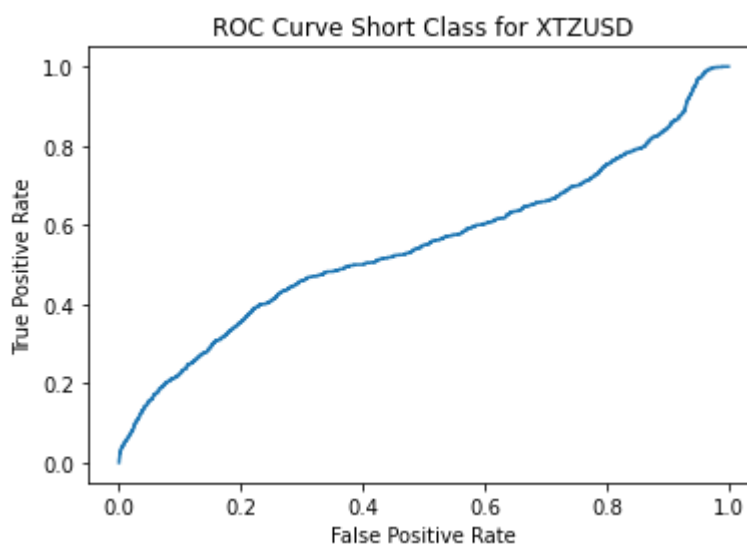


Рисунок 3.50 – РОК крива для визначення класу продажу в моделі для криптовалюти XTZ (результати незадовільні – на випадковому рівні).

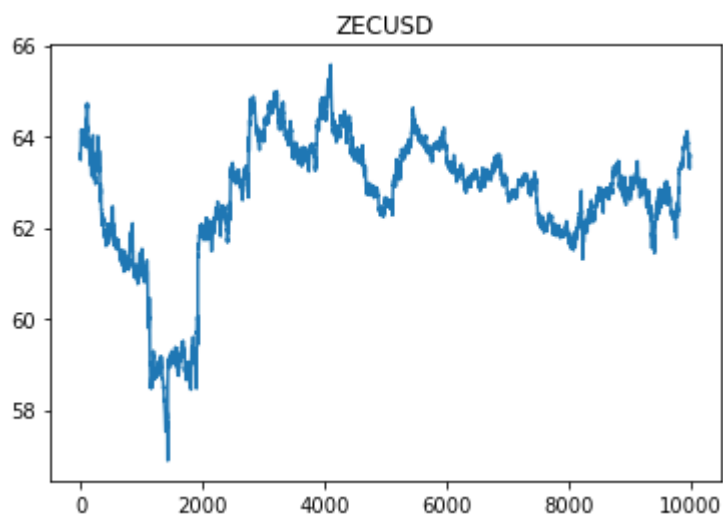


Рисунок 3.51 – Навчальний період для криптовалюти ZEC з 2020-10-16 17:43:16.903381 до 2020-10-21 17:47:03.511126 (Всього розмічено класу купівлі 1859, класу продажу: 1575, усього точок: 17075. Явного тренду немає.).

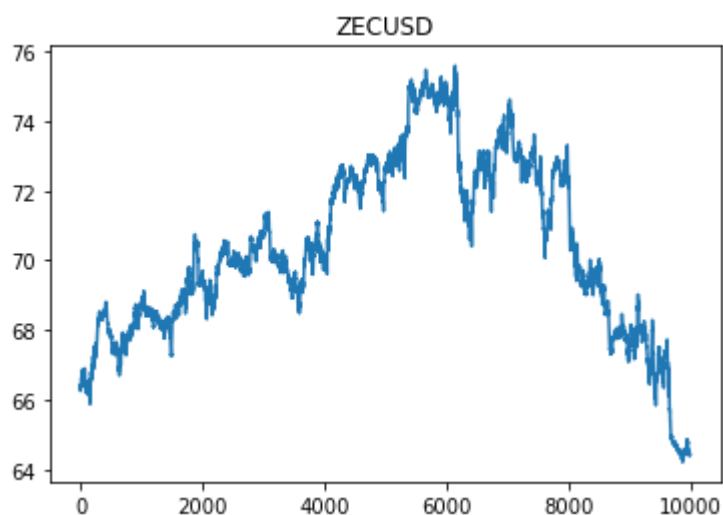


Рисунок 3.52 – Тестово-валідаційний для криптовалюти ZEC від 2020-10-10 16:55:14.182461 до 2020-10-15 11:55:00.786176 (Всього розмічено класу купівлі 2106, класу продажу: 3080, усього точок: 14646. Явної тенденції немає.).

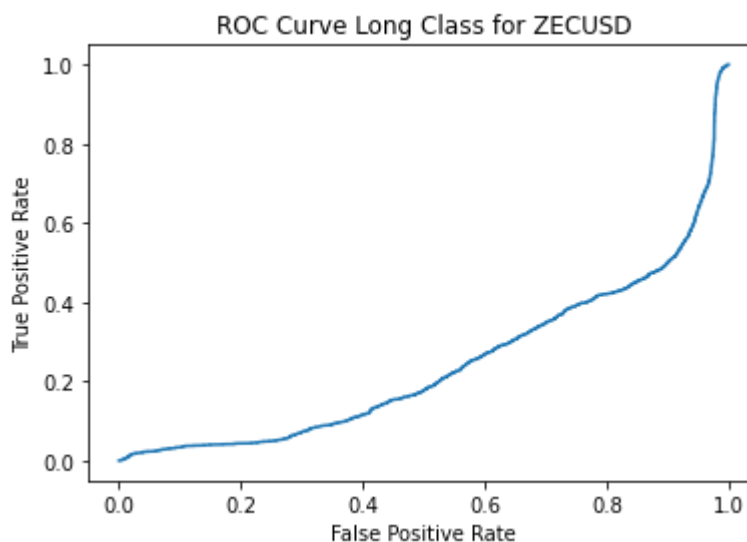


Рисунок 3.53 – РОК крива для визначення класу купівлі в моделі для криптовалюти ZEC (результат незадовільний – ефективність моделі на рівні випадкової).

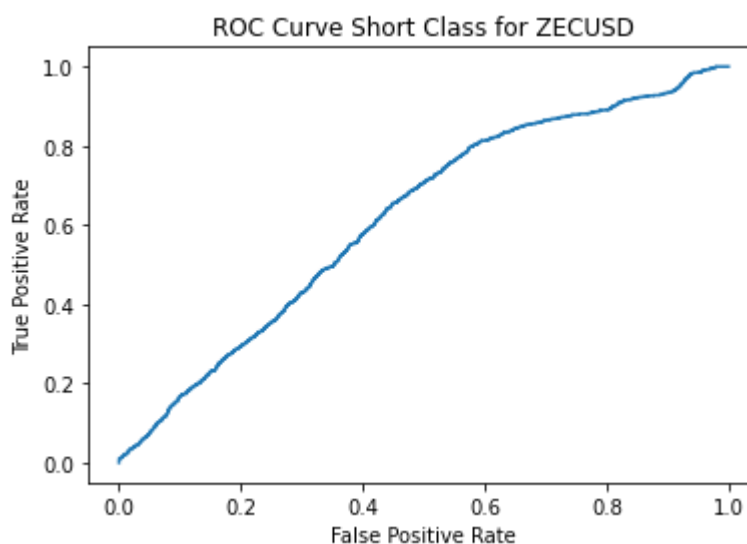


Рисунок 3.54– РОК крива для визначення класу продажу в моделі для криптовалюти ZEC (результати незадовільні – на випадковому рівні, однак мають значний потенціал до покращення).

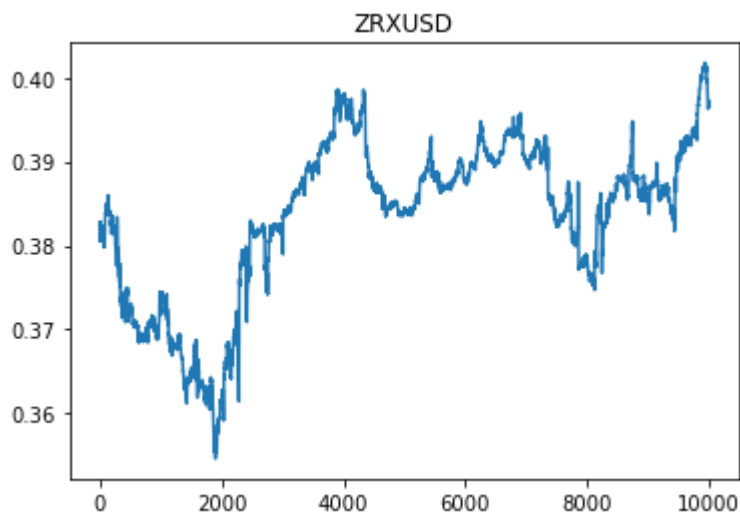


Рисунок 3.55 – Навчальний період для криптовалюти ZRX з 2020-10-16 17:43:16.903381 до 2020-10-21 17:47:03.511126 (Всього розмічено класу купівлі 2077, класу продажу: 1498, усього точок: 17075. Спосерігається тренд до зниження ціни.).

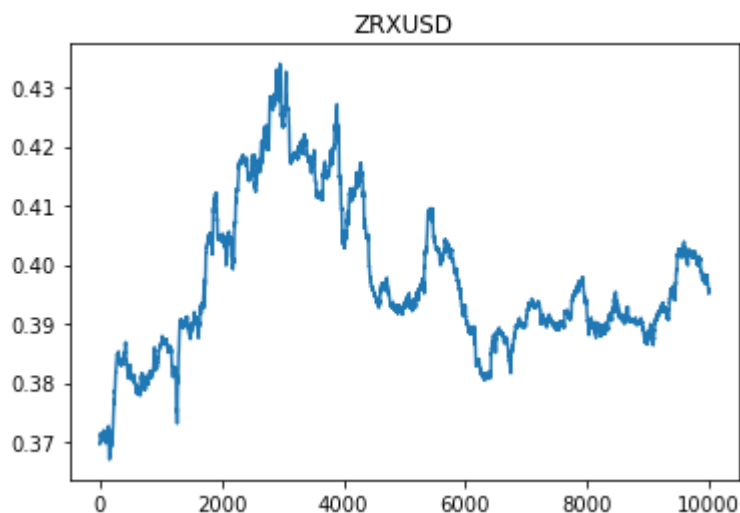


Рисунок 3.56 – Тестово-валідаційний для криптовалюти ZRX від 2020-10-10 16:55:14.182461 до 2020-10-15 11:55:00.786176 (Всього розмічено класу купівлі 2130, класу продажу: 2477, усього точок: 14505. Явного тренду немає.).

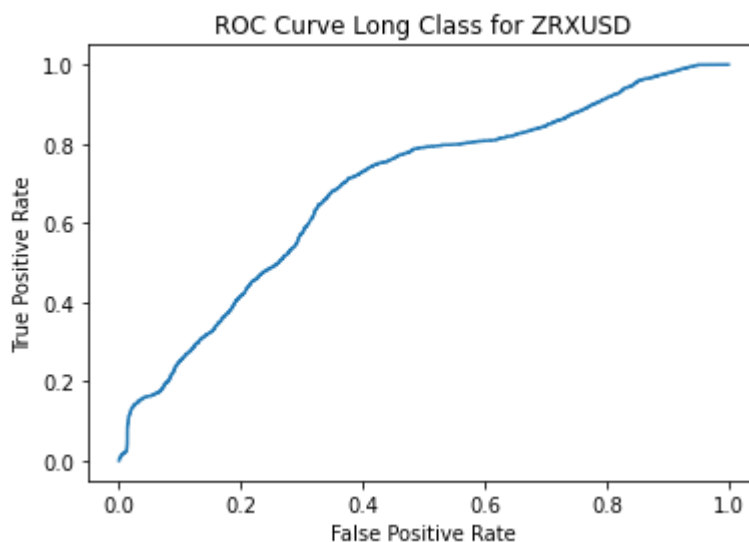


Рисунок 3.57 – РОК крива для визначення класу купівлі в моделі для криптовалюти ZRX (результат незадовільний – модель краща за випадкову, однак недостатня).

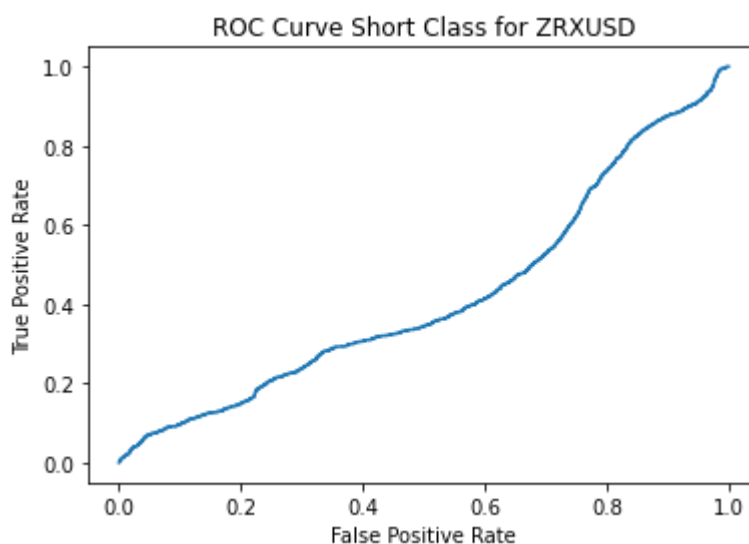


Рисунок 3.58 – РОК крива для визначення класу продажу в моделі для криптовалюти ZRX (результати незадовільні – на випадковому рівні).

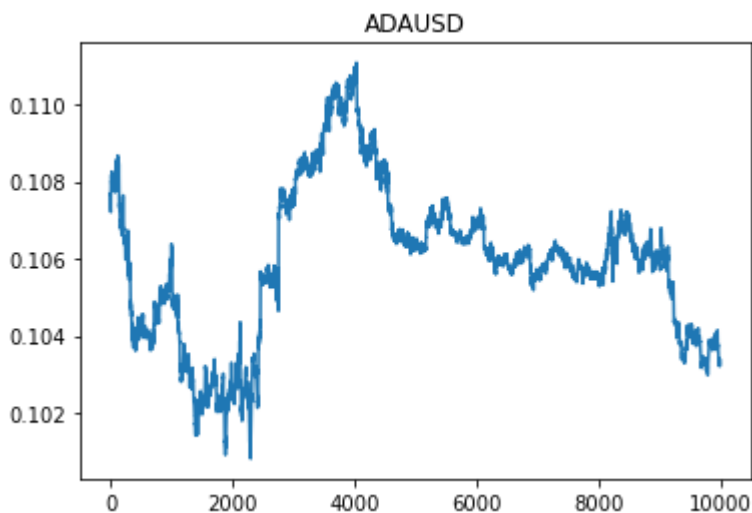


Рисунок 3.59 – Навчальний період для криптовалюти ADA з 2020-10-16 17:43:16.903381 до 2020-10-21 17:47:03.511126 (Всього розмічено класу купівлі 1337, класу продажу: 967, усього точок: 17075. Спосерігається тренд до зниження ціни.).

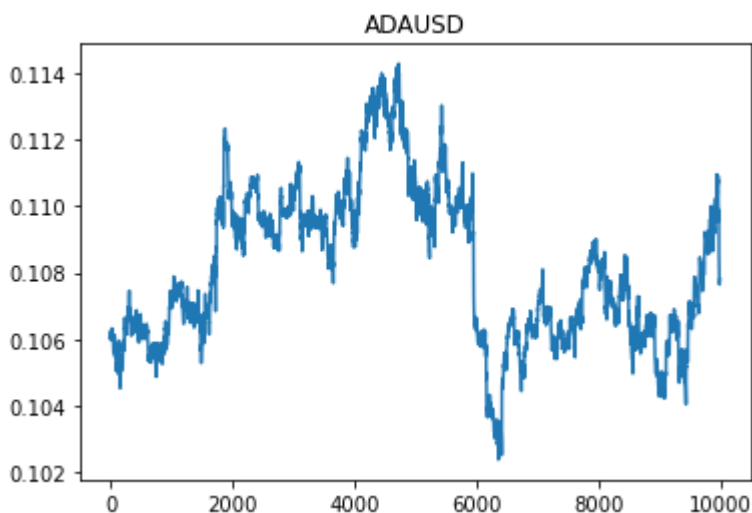


Рисунок 3.60 – Тестово-валідаційний для криптовалюти ADA від 2020-10-10 16:55:14.182461 до 2020-10-15 11:55:00.786176 (Всього розмічено класу купівлі 2272, класу продажу: 2454, усього точок: 15776. Явного тренду немає.).

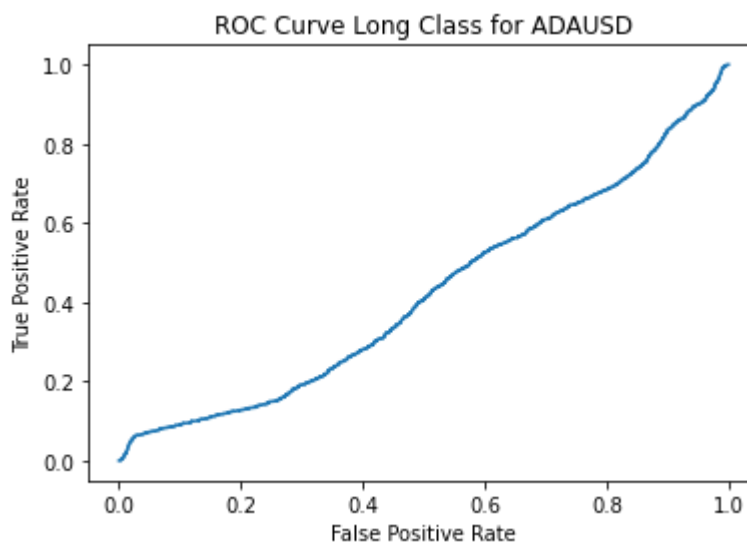


Рисунок 3.61 – РОК крива для визначення класу купівлі в моделі для криптовалюти ADA (результат незадовільний – модель краща за випадкову, однак недостатня).

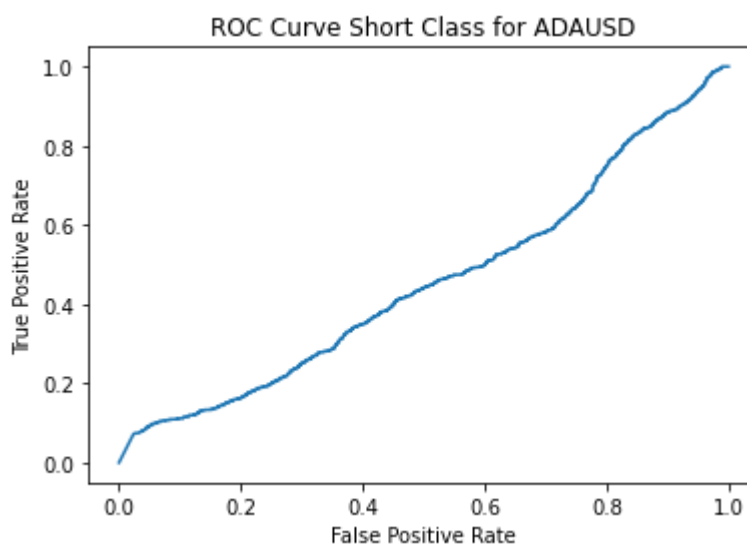


Рисунок 3.62 – РОК крива для визначення класу продажу в моделі для криптовалюти ADA (результати незадовільні – на випадковому рівні).



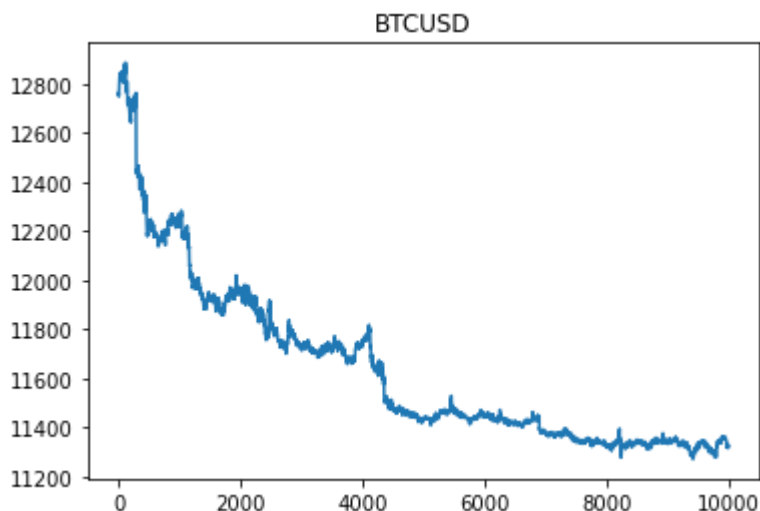


Рисунок 3.63 – Навчальний період для криптовалюти BTC з 2020-10-16 17:43:16.903381 до 2020-10-21 17:47:03.511126 (Всього розмічено класу купівлі 977, класу продажу: 0, усього точок: 17075. Спосерігається тренд до зниження ціни.).

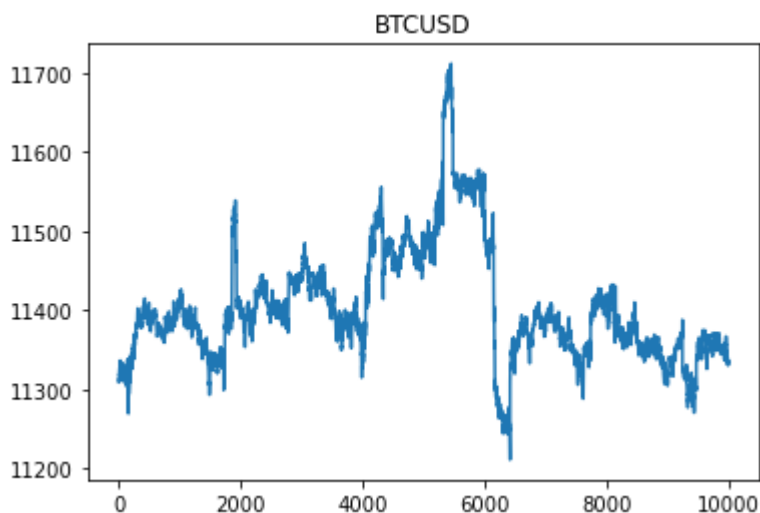


Рисунок 3.64 – Тестово-валідаційний для криптовалюти BTC від 2020-10-10 16:55:14.182461 до 2020-10-15 11:55:00.786176 (Всього розмічено класу купівлі 246, класу продажу: 316, усього точок: 17103. Явної тенденції немає.).

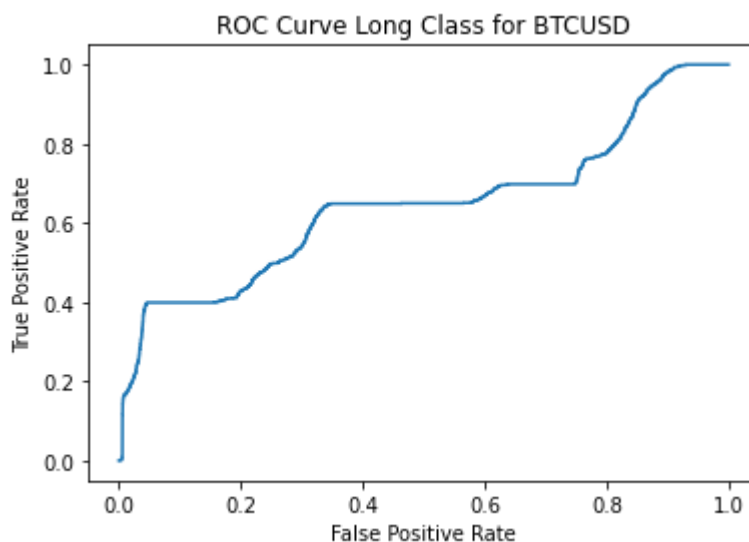


Рисунок 3.65 – РОК крива для визначення класу купівлі в моделі для криптовалюти ВТС (результати незадовільні – нажаль модель не досягла комерційного рівня, однак має потенціал для донавчання).

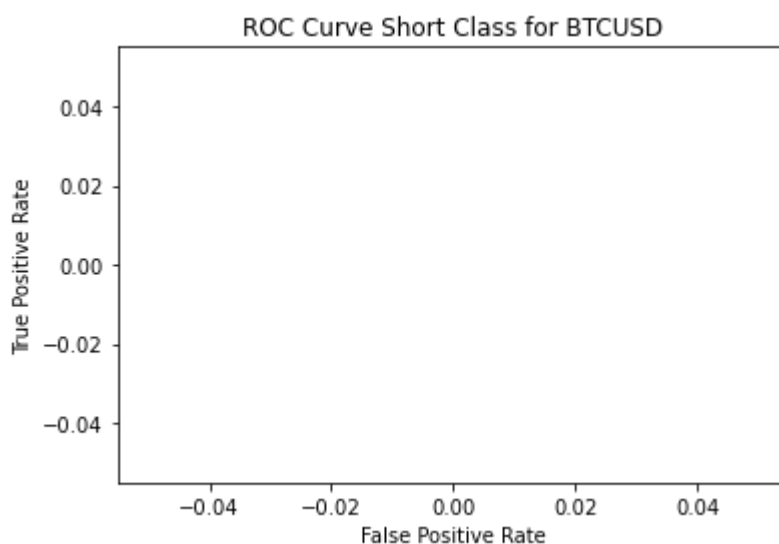


Рисунок 3.66 – РОК крива для визначення класу продажу в моделі для криптовалюти ВТС (нажаль на проміжку не було моментів які б підпадали під критерій входу).

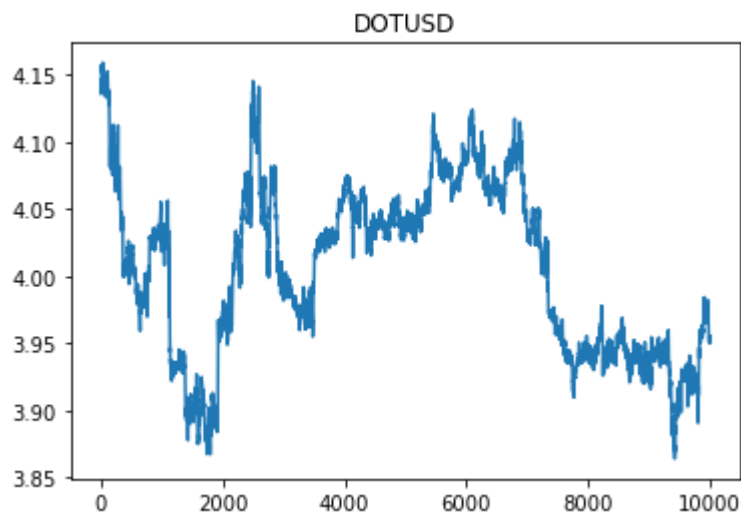


Рисунок 3.67 – Навчальний період для криптовалюти DOT з 2020-10-16 17:43:16.903381 до 2020-10-21 17:47:03.511126 (Всього розмічено класу купівлі 1401, класу продажу: 1017, усього точок: 17075. Спосерігається незначна трендія до зниження ціни.).

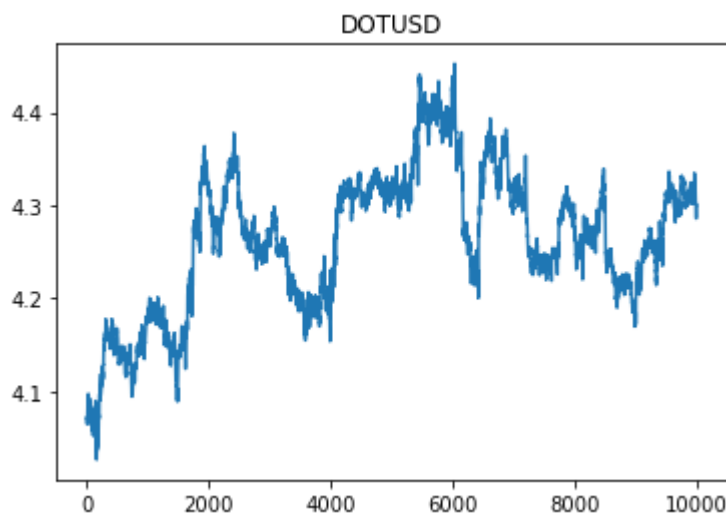


Рисунок 3.68 – Тестово-валідаційний для криптовалюти DOT від 2020-10-10 16:55:14.182461 до 2020-10-15 11:55:00.786176 (Всього розмічено класу купівлі 1689, класу продажу: 2107, усього точок: 15662. Спосерігається незначна тенденція до зростання.).

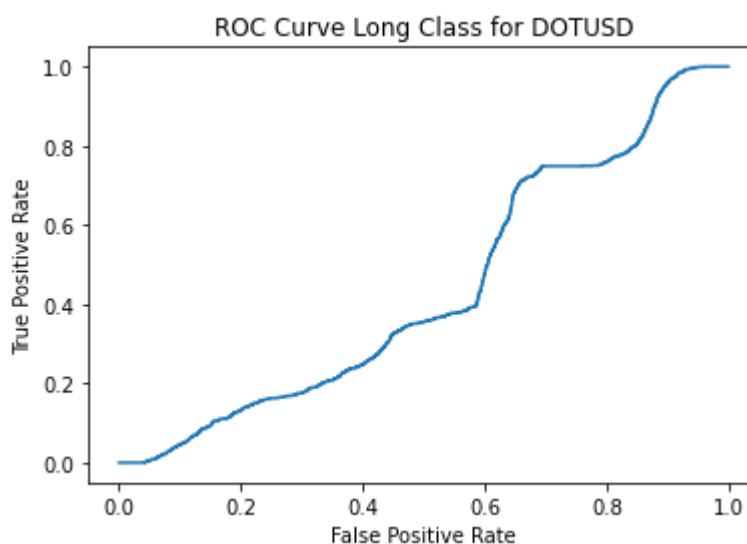


Рисунок 3.69 – РОК крива для визначення класу купівлі в моделі для криптовалюти DOT (незадовільний результат – на випадковому рівні)

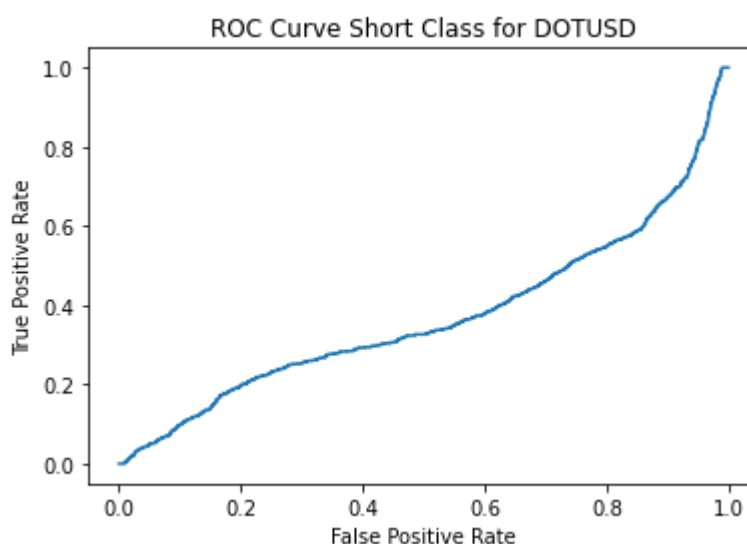


Рисунок 3.70 – РОК крива для визначення класу продажу в моделі для криптовалюти DOT (незадовільний результат – на випадковому рівні).

### 3.5 Висновки до III розділу

Отже в розділі було розглянуто основні особливості обраної моделі. Було виявлено тенденції до старіння моделі. Навіть у випадку старіння модель на поданому уктиві дала задовільні результати точності. Це дозволяє зробити висновки що:

1. Поставлена проблема може бути розв'язана за допомогою обраних засобів.
2. Обрана модель дозволяє отримати непогані результати, однак наявне старіння моделі і потрібне донавчання моделі.
3. Модель може працювати без донавчання протягом 1-3 днів. На 5 день ефективність роботи моделі значно зменшується.
4. Модель та кількість даних було обрано правильно і подальший розвиток СППР на її основі мають потенціал до подальшого розвитку.
5. На 25% криптовалютax було досягнуто комерційний рівень точності на тестових даних. Отримані моделі та криптовалютні пари варто досліджувати далі.

## РОЗДІЛ 4. СТАРТАП АНАЛІЗ ПРОЕКТУ

### 4.1 Вступ та постановка задачі стартап проекту

На сьогоднішній день різко постає питання у створенні персійних чи накопичувальних фондів в Україні. Однак в Україні не сформовано відповідного ринку цінних паперів та інфраструктури навколо них. Одним зі способів інвестування можна розглядати криптовалюту. Робота дозволяє побудувати відповідний фонд, взявши за основу описану систему прийняття рішень.

Для розробки стартап проекту та виведення його на ринок необхідно провести детальне дослідження, яке передбачає виконання наведених нижче чотирьох кроків.

Здійснити маркетинговий аналіз стартап-проекту, в рамках якого:

- 1) розробити опис ідеї проекту, визначити основні напрямки використання товару чи послуги та сформулювати основні відмінності від товарів/послуг конкурентів;
- 2) проаналізувати ринкові можливості для його реалізації;
- 3) розробити стратегію виведення товару на ринок базуючись на аналізі ринкового середовища.

Організація стартап-проекту, яка включає такі кроки:

- 1) скласти календарний план реалізації та запуску стартап-проекту;
- 2) визначити плановий обсяг виробництва потенційного товару та на його основі розрахувати потребу у матеріальних ресурсах і персоналі;
- 3) розрахувати витрати, необхідні для реалізації проекту, та витрати на запуск проекту.

Виконати фінансово-економічний аналіз та оцінити ризики стартап проекту, в межах якого:

- 1) визначити обсяг інвестиційних витрат;

2) розрахувати основні фінансово-економічні показники проекту (собівартість, ціну продукту/послуги, податковий збір та чистий прибуток) та визначити показники інвестиційної привабливості проекту (рентабельність продажів, період окупності проекту);

3) визначити основні ризики проекту та способи для їх запобігання.

Розробити заходи з комерціалізації проекту. Цей етап націлений на пошук фінансування проекту та просування інвестиційної пропозиції. Для його досягнення необхідно:

- 1) визначити цільову групу інвесторів та описати їх бізнес інтереси;
- 2) скласти інвестиційну пропозицію: стислий опис проекту для ознайомлення інвестора із стартап-проектом;
- 3) визначити основні канали та заходи для просування офerti інвесторам.

В розділах нижче наведено результати проведених кроків.

## **4.2 Карта стартап проекту**

Стартап проект полягає у створенні системи прийняття рішень для автоматичного проведення торговельних операцій на ринку криптовалют. Така програма аналізує масиви даних, після чого формує біржовий приказ оптимальний (обґрунтований історичними даними). На основі даної системи пропонується створити інвестиційний фонд у відповідні активи (криптовалюту).

В таблиці 4.1 представлено основна інформація проекту, розкрито основну ідею та рішення поставленої проблеми.

Таблиця 4.1 – інформаційна карта проекту

1. Назва проекту	Система інвестування на ринку криптовалют на основі методів машинного навчання
2. Автори проекту	Канцедал Георгій
3. Коротка анотація	Система дозволяє керувати активами користувача і приймає статистично обгрунтоване рішення спрямована на ріст прибутку користувача.
4. Термін реалізації проекту	6 місяців
5. Необхідні ресурси	Обладнання – комп'ютер. Програмне забезпечення, операційна система, антивірусне обладнання. Електрика, газ, водопостачання, Інтернет. Фінансові ресурси – заробітна плата працівникам на 6 місяців роботи, гроші на оплату комунальних послуг, оренди, реклами тощо. Приміщення з усіма необхідними комунікаціями.
6. Опис проблеми, які вирішує проект	Дана комплексна система дозволяє забезпечити прийняття інвестиційних рішень. Система позбавлена суб'єктивності та забезпечує спосіб прийняття рішень аналогічний до поглядів інвестора. Система працює безпосередньо з акаунтом користувача і не має повного доступу до фінансів, що забезпечує захист даних користувача.



Продовження таблиці 4.1

7. Головні цілі та завдання проекту	Основна мета проекту – доведення ефективності обраного методу дослідження. Додаткові завдання – новий досвід, розробка комплексної системи, робота із реальними даними та створення комерційно успішного продукту.
8. Очікувані результати	Повністю автоматична система прийняття рішень, здатна працювати на необмеженій кількості користувачів в автономному режимі з донавчанням та саморозвитком моделі.

### 4.3 Технологічний аудит ідеї проекту

Далі була виділено основу ідею стартапу та зведено її в наступній таблиці

4.2.

Таблиця 4.2 – Опис ідеї стартап-проекту

<i>Зміст ідеї</i>	<i>Напрямки застосування</i>	<i>Вигоди для користувача</i>
Дана комплексна система дозволяє побудувати власну інвестиційну стратегію що є легальним шляхом для будь-якого українця забезпечити стабільні накопичення та їх зростання.	1. Робота в якості компанії по управлінню активами, що надаються користувачем	Система дозволяє повністю автоматизувати дохід користувача, компанія несе відповідальність за кошти користувачів.
	2. Робота в якості управляючої компанії за обмеженим доступом до акаунтів користувачів.	Система дозволяє повністю автоматизувати дохід користувача. Моніторинг дохідності покладається на користувача. Користувач в будь-який момент може вивести кошти або відмовитись від послуг компанії.

Далі було визначено конкурентів на ринку і зроблено порівняльний аналіз програмних продуктів конкурентів, виявлено їх переваги та недоліки. Також було представлено перелік переваг над існуючими програмними рішеннями (таблиця 4.3, 4.4). Варто відмітити відсутність конкурентів на ринку України тому порівняння було зроблене з американськими конкурентами.

Таблиця 4.3 – Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

№ п / п	Техніко- економічні характерис тики ідеї	(потенційні) товари/концепції конкурентів				W (слаб ка стор она)	N (нейтр альна сторон а)	S (силь на стор она)
		Мій проект	PhiLabAn dreessen Horowitz	Fortress	Flint Capital			
1.	Точність прогнозува ння	Застос ування моделі, що безпос ереднь о оцінює імовірн ість його потенц ійної приваб ливості .	Власний алгоритм	Власни й алгорит м	Власни й алгори тм			+

Продовження таблиці 4.3

2.	Простота управління капіталом інвестора (швидкість зняття грошей інвестором тощо)	Процедура проста - лише передача ключів управління	Процедура складна	Спрощена процедура залучення капіталу	Процедура складна			+
3.	Ризики невірного прогнозу	Існують, через велику кількість факторів.	Невідомо (комерційна таємниця, однак вони точно існують)	Невідомо (комерційна таємниця, однак вони точно існують)	Невідомо (комерційна таємниця, однак вони точно існують)		+	
4.	Доступність/Зручність	Інтерфейс надається біржею	Власний інтерфейс	Власний інтерфейс	Власний інтерфейс		+	

Таблиця 4.4 – Технологічна здійсненність ідеї проекту

<i>№ п/п</i>	<i>Ідея проекту</i>	<i>Технології реалізації</i>	<i>Наявність технологій</i>	<i>Доступність технологій</i>
1	Створення комплексної системи керування активами користувачів	Використання мови програмування Java	Потрібні доопрацювання	Не доступні
2	3	Використання мови програмування C#	Потрібні доопрацювання	Доступні
3	методами штучного навчання	Використання мови програмування Python	Наявна	Доступні
Обрана технологія реалізації ідеї проекту: мова програмування Python				

#### 4.4 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Таблиця 4.5 – Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту.

<i>№ п/п</i>	<i>Показники стану ринку (найменування)</i>	<i>Характеристика</i>
1	Кількість головних гравців, од	0
2	Загальний обсяг продаж	3 млн \$
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Зростає

Продовження таблиці 4.5

4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	Немає
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	Немає
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	12%

Після аналізу ринку можна зробити висновок, що він є сприятливим для створення програмного продукту, оскільки динаміка ринку позитивна, а конкуренти відсутні.

Наступним кроком необхідно охарактеризувати основні групи потенційних користувачів продукту і скласти опис вимог кожної такої групи (таблиця 4.6).

Таблиця 4.6 – Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту.

<i>№ п/п</i>	<i>Потреба, що формує ринок</i>	<i>Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)</i>	<i>Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів</i>	<i>Вимоги споживачів до товару</i>
1	Необхідність пенсійних накопичень	громадяни України в віці від 18 до 50 років	Незначна кількість початкового капіталу.	Простота використання, простота моніторингу.

Продовження таблиці 4.6

2	Збереження бюджету установи та його примноження	Малі підприємства, селищні ради, громадські бюджети	Цікавить короткостроков є інвестування.	Великий об'єм, гнучкість капіталу.
3	Довгострокове інвестування.	Великі інвестори	Цікавить передусім відсутність ризику	Високі вимоги до контролю капіталу.

Далі необхідно проаналізувати можливі загрози, що можуть виникнути на етапі виведення продукту на споживацький ринок і перешкодити успішному запуску проекту. Результати представлені у таблиці 4.7.

Таблиця 4.7 – Фактори загроз

<i>№ п/п</i>	<i>Фактор</i>	<i>Зміст загрози</i>	<i>Можлива реакція компанії</i>
1	Конкуренція	Доволі незначний рівень виходу на ринок, можливий вихід нових компаній протягом 3 наступних років	Пришвидшити вихід нових програмних продуктів
	Збут	Ускладнення збуту через недовіру користувачів	Розміщення додаткових рекламних банерів в інтернеті, розширена наукова база.

Також необхідно розглянути можливі фактори, що навпаки сприятимуть запуску проекту. Результати представлені у таблиці 4.8.

Таблиця 4.8 – Фактори можливостей

<i>№ п/п</i>	<i>Фактор</i>	<i>Зміст можливості</i>	<i>Можлива реакція компанії</i>
1	Відсутність конкуренції	Бути першим на ринку	Розширення можливостей продукту, концентрація на якості
2	Створення позитивного іміджу компанії.	Надання послуг на найвищому рівні, забезпечення задоволення клієнтів.	Створення якісної рекламної кампанії, техпідтримка існуючих клієнтів.

Далі необхідно охарактеризувати конкурентне середовище, а саме визначити тип та рівень конкуренції. Результати аналізу наведено у таблиці 4.9.

Таблиця 4.9 – Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

<i>Особливості конкурентного середовища</i>	<i>В чому проявляється дана характеристика</i>	<i>Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)</i>
1. Вказати тип конкуренції - Досконала конкуренція	Багато систем/команд аналітиків	Розробити впізнаваний продукт, якість, що вирізнятиме нас від конкурентів



Продовження таблиці 4.9

2. За рівнем конкурентної боротьби: міжнародний	На ринку присутні системи, розроблені за кордоном.	Розширення аудиторії, розширення списку мов, які підтримуються системою
3. За галузевою ознакою - внутрішньогалузева	_____	_____
4. Конкуренція за видами товарів: товарно-родова	Конкуренція між прогнозами інформаційних систем та команд аналітиків.	Збільшення точності та швидкості відправки біржових приказів
5. За характером конкурентних переваг: Нецінова	Різні способи прогнозування дають різну точність	Розробка кращих(точних) алгоритмів
6. За інтенсивністю: марочна	Впізнаваний бренд надає великих переваг	Велику увагу приділити розвитку бренду

Далі необхідно виконати детальний аналіз конкуренції за моделлю 5 сил конкуренції Майкла Портера, яка використовується для розуміння структури галузі, аналізу її привабливості з точки зору отримання прибутку, оцінки конкуренції і розробки стратегії бізнесу. Результати аналізу зведено в таблицю 4.10.

Таблиця 4.10 – Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером.

	<i>Прямі конкуренти в галузі</i>	<i>Потенційні конкуренти</i>	<i>Постачальники</i>	<i>Клієнти</i>	<i>Товари-замінники</i>
<i>Складові аналізу</i>	<i>Інші комплексні системи</i>	<i>Гнучкі ціни, розмір капіталовкладень</i>	<i>Фактори сили постачальників</i>	<i>Контроль якості, система інформації</i>	<i>Ціна, лояльність споживачів</i>
<b>Висновки:</b>	Інтенсивна конкуренція можлива в майбутньому	Є як можливості входження на ринок, так і нові потенційні конкуренти	Постачальники відсутні	Клієнти не диктують умови роботи на ринку	Товари-замінники відсутні

Результати аналізу конкурентного середовища підтверджують, що на ринку сприятлива ситуація для створення і запуску даного стартап-проекту. Ґрунтуючись на проведеному аналізі конкуренції (таблиця 4.10), а також враховуючи характеристики ідеї стартап-проекту (таблиця 4.5), характеристики потенційних клієнтів і їх вимоги до продукту (таблиця 4.6) та фактори ринкового середовища (таблиці 4.7 та 4.8) було сформульовано та обґрунтовано перелік факторів конкурентоспроможності. Аналіз оформлено в таблицю 4.11.

Таблиця 4.11 – Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проектів значущим)
Низька конкуренція	В нашій країні на час розробки стартапу не було виявлено конкурентів
Доступність програмного продукту	Розроблений продукт є загальнодоступним і кросплатформенним. Для доступу необхідне підключення до мережі Інтернет.
Зручність використання	Інтерфейс надається власне біржею користувача, який вже знайомий користувачу.

Після проведення аналізу можна виділити сильні та слабкі (які потребують вдосконалення) сторони продукту (таблиця 4.12).

Таблиця 4.12 – Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін системи

№ п/ п	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів						
			-3	-2	-1	0	+1	+2	+3
1	Низька конкуренція	20				+			
2	Доступність програмного продукту	20				+			
3	Зручність використання	18		+					

Завершальним етапом аналізу ринкових можливостей для запуску проекту є складання SWOT-аналізу. Він дозволяє оцінити можливості та загрози бізнесу, а також сильні і слабкі сторони продукту. Результати наведені у таблиці 4.13.

Таблиця 4.13 – SWOT- аналіз стартап-проекту

<p>Сильні сторони:</p> <p>відсутність конкурентів;</p> <p>дружній інтерфейс;</p> <p>не вимагає спеціальних навичок/знань для використання.</p>	<p>Слабкі сторони:</p> <p>немає налагодженої клієнтської бази.</p>
<p>Можливості:</p> <p>розширення списку мов для аналізу;</p> <p>додавання нових предметних областей;</p> <p>інтеграція з іншими програмними системами.</p>	<p>Загрози:</p> <p>поява конкурентів;</p> <p>збут .</p>

На основі SWOT-аналізу було спроектовано альтернативну ринкову поведінку для інтеграції стартап-проекту на ринок та приблизний час реалізації системного комплексу, з урахуванням потенційних проектів, що можуть бути виведені на ринок (таблиця 4.14).

Таблиця 4.14 – Альтернативи ринкового впровадження стартап проекту

<i>№ n/n</i>	<i>Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки</i>	<i>Ймовірність отримання ресурсів</i>	<i>Строки реалізації</i>
1	Швидкий вихід на ринок із «сирим» продуктом, можливі проблеми із точністю прогнозу та універсальністю	10%	3 місяці
2	Поступовий вихід з готовим продуктом. Висока якість та конкурентоспроможна ціна.	25%	6 місяців

Отже, в результаті детального аналізу ринкового та конкурентного середовища, факторів загроз та можливостей, сильних та слабких сторін продукту можна зробити висновок, що на ринку склалися сприятливі умови для впровадження товару і, що даний товар відповідає вимогам користувачів.

#### 4.5 Розроблення ринкової стратегії проекту

Розроблення ринкової стратегії перш за все передбачає визначення стратегії охоплення ринку. Для цього було охарактеризовано цільові групи потенційних споживачів (таблиця 4.15).

Таблиця 4.15 – Вибір цільових груп потенційних споживачів

<i>№ п/п</i>	<i>Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів</i>	<i>Готовність споживачів сприйняти продукт</i>	<i>Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)</i>	<i>Інтенсивність конкуренції в сегменті</i>	<i>Простота входу у сегмент</i>
1	Громадяни, що прагнуть створити пенсійні накопичення	Низька готовність	5%	Низька	Середня
2	Малі та середні підприємства	Висока	15%	Низька	Висока
3	Великі компанії з власними інвесторами	Висока	30%	Висока	Висока
Які цільові групи обрано: 1,2					

Стратегією охоплення ринку було обрано недиференційований (масовий) маркетинг — компанія концентрує свої зусилля одразу на всіх сегментах споживачів. Для роботи в обраних сегментах ринку сформовано базову стратегію розвитку (таблиці 4.16, 4.17, 4.18).

Таблиця 4.16 – Визначення базової стратегії розвитку

<i>n/ n</i>	<i>Обрана альтернатива розвитку проекту</i>	<i>Стратегія охоплення ринку</i>	<i>Ключові конкурентоспроможні і позиції відповідно до обраної альтернативи</i>	<i>Базова стратегія розвитку*</i>
	1 та 2	Стратегія недиференційован ий маркетингу	Висока універсальність, багатогалузовість, висока якість, ціна.	Масовий маркетинг

Таблиця 4.17 – Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

<i>Чи є проект «першопрохідцем » на ринку?</i>	<i>Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?</i>	<i>Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?</i>	<i>Стратегія конкурентної поведінки*</i>
Так	Так	Ні	Стратегія виклику лідера

Таблиця 4.18 – Визначення стратегії позиціонування

<i>Вимоги до товару цільової аудиторії</i>	<i>Базова стратегія розвитку</i>	<i>Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту</i>	<i>Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту (три ключових)</i>
Легкість у використанні, висока точність аналізу	Позиціонування як продукту, що використовує передові технології для аналізу	Якість прогнозу, універсальність.	По іміджу Позиціонування на низькій ціні Легкість у використанні

#### 4.6 Висновки до IV розділу

В даному розділі було повністю виконано перший етап розроблення стартап проекту, а саме, виконано маркетинговий аналіз стартап проекту. За допомогою нього можна сказати, що існує можливість ринкової комерціалізації проекту, адже на ринку відсутні конкуренти, до того ж рентабельність роботи є досить високою. З огляду на потенційну групу клієнтів, а саме, громадян, малий бізнес, та інноваційність технології є великі перспективи впровадження даного програмного забезпечення у вигляді колючого продукту фонду заощаджень.



Отже, робота може бути розглянута як стартап що спрямований на стратегії голубих океанів (не зайнятих ринків). Про це свідчить відсутність конкурентів та величезна потенційна аудиторія. На цій основі вважаю необхідним продовжувати досліджувати ринок криптовалют з позиції інвестиційної привабливості.

## ВИСНОВКИ

Отже, у данній роботі було розглянуто варіант трейдингової системи прийняття рішень що базується на класичному підході оперуванням з активами. Було розглянуто модель нейронної мережі, на базі якої приймалось рішення на ринку. Було доведено можливість її застосування до поданої задачі. Також результати засвідчили її ефективність для окремих пар навіть після значного проміжку часу, а отже з постійним донавчанням розглянута система може бути цілком автоматичною. В роботі було досліджено періоди донавчання.

Також було проведено тестування роботи моделі на реальних даних, що переконливо свідчать про правильний вибір типу моделі для данної проблеми, однак для деяких валютних пар необхідно провести додаткове донавчання моделі (а саме збільшити кількість епох навчання).

Успішність всіх попередніх кроків свідчить про правильно обраний напрямок роботи, а саме застосування моделей класифікації для ринків з метою прогнозування напрямку торговельних операцій інших трейдерів (уникаючи прогнозування власне значень часового ряду, прогнозуючи лише тенденцію до росту чи до падіння). Даний підхід є унікальним, однак застосування його, на мою думку, обмежене лише сферами де ціноутворення залежить більшою мірою від очікувань користувачів (інших трейдерів), що і є характерним для ринку криптовалют.

Наведено повний лог програми навчання моделі, данні що використовувались для навчання їх візуалізацію та ефективність моделі на цих проміжках. Дослідження охоплювало як стабільний ринок (з умовно незмінним трендом) так і швидко зростаючий. Така зміна умов мала б жахливі наслідки для моделей що сфокусовані на прогнозуванні ціни, однак з погляду прийняття рішень трейдером це має незначний ефект, що і було показано моделлю на прикладі ринку EOS. Однак для інших ринків спостерігалась значна зміна поведінки, що вплинуло на модель, зокрема обернене рішення моделі було більш

наближеним до розміченого – це свідчить про недонавченність моделі та існування глобальних патернів поведінки користувачів.

В останньому розділі було розглянуто та проведено роботу над стартап проектом. В якості стартап проекту було обрано організацію у вигляді венчурного фонду для ринку України. Ця стратегія має ознаки голубого океану, тобто зайняття ніші не задіяній в Україні і повністю відкритій для розробленого продукту. Хоча рентабельність незначна, однак коло потенційних користувачі надзвичайно велике, що робить поданий стартап інвестеційно привабливим.

## ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Романенко В.Д., Милявский Ю.Л., Канцедал Г.О. Стабилизация неустойчивого курса криптовалюты на основе модального управления импульсным процессом когнитивной карты. *XXVI Міжнародна конференція з автоматичного керування. Автоматика 2020*: матеріали 26 наукової конференції, м. Київ, 13-15 жовтня 2020р. С. 75-76.
2. Біанс відкриває гривневий шлюз через Advcash. URL: <https://www.binance.com/ru/support/articles/360035986971> (дата звернення: 22.11.2020).
3. Nielsen. M. Neural Networks and Deep Learning: free online book, 2019. chapter 3. URL: <https://static.latexstudio.net/article/2018/0912/neuralnetworksanddeeplearning.pdf> (дата звернення: 22.11.2020).
4. Fawcett T. An introduction to ROC analysis: Pattern Recognition Letters / USA, 2006, pages 861-874.
5. Xiao-Yuan Jing, Fei Wu, Dong Xiwei, Baowen Xu. An Improved SDA Based Defect Prediction Framework for Both Within-Project and Cross-Project Class-Imbalance Problems. *IEEE Transactions on Software Engineering*. 2016. P. 43. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TSE.2016.2597849>.
6. Heorhii Kantsedal. USE OF DECISION TREES IN THE LIMITED CRYPTOCURRENCY MARKETS FOR ADAPTIVE DECISION MAKING. *XX International Students R&D Conference 2019 "Science and Technology of the XXI century"*: Kyiv, Ukraine, 22 October 2019. P. 72-73.
7. Канцедал Г.О. Градієнтний бустинг. Травень 2019. URL: [https://www.researchgate.net/publication/335567928\\_gradientnij\\_busting](https://www.researchgate.net/publication/335567928_gradientnij_busting) (дата звернення: 22.11.2020).

8. Канцедал Г.О. Проміжні результати. Ризики при проведенні торговельних операцій в криптовалюти. 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.13140/RG.2.2.14023.85922>.

## ДОДАТОК А. КОД ПРОГРАМИ

```

import numpy as np
import pandas as pd
import tensorflow as tf
import tensorflow.keras.backend as K
import tensorflow.keras.layers as L
import tensorflow.keras.models as M
from tensorflow.keras.callbacks import ReduceLROnPlateau
import tensorflow_addons as tfa
from sklearn.model_selection import KFold
from sklearn.metrics import log_loss
from tqdm.notebook import tqdm
from datetime import datetime
import matplotlib.pyplot as plt
from keras.models import load_model

TRADEABLE = ["EOSUSD", "ETCUSD", "ETHUSD", "LTCUSD", "NEOUSD",
"OMGUSD", "TRXUSD", "XLMUSD", "XMRUSD", "XRPUSD", "XTZUSD",
"ZECUSD", "ZRXUSD", "ADAUSD", "BTCUSD", "DOTUSD"]

TEST = 0.9
WINDOW = int(6*60*60/30)
PRED = int(2*60*60/30)
print(WINDOW, PRED)

def create_model(num_columns):
    model = tf.keras.Sequential([
        tf.keras.layers.Input(num_columns),
        tf.keras.layers.BatchNormalization(),
        tfa.layers.WeightNormalization(tf.keras.layers.Dense(2048, activation="relu")),
        tf.keras.layers.BatchNormalization(),
        tf.keras.layers.Dropout(0.3),
        tfa.layers.WeightNormalization(tf.keras.layers.Dense(2048, activation="relu")),
        tf.keras.layers.BatchNormalization(),
        tf.keras.layers.Dropout(0.2),
        tfa.layers.WeightNormalization(tf.keras.layers.Dense(2, activation="sigmoid"))
    ])

```

```

    ])
    model.compile(optimizer=tfa.optimizers.Lookahead(tf.optimizers.Adam(),
sync_period=10),
                  loss='binary_crossentropy'
                  )
    return model

def metric(y_true, y_pred):
    metrics = []
    for _target in train_targets.columns:
        metrics.append(log_loss(y_true.loc[:, _target], y_pred.loc[:, _target],
labels=[0,1]))
    return np.mean(metrics)
max_loss = 0.02
min_prof = 0.02

def shaper(training_set):
    train_x_sh = []
    train_x_l = []
    train_y_sh = []
    train_y_l = []

    sh = 0
    l = 0
    for i in range(WINDOW, len(training_set)-PRED):
#        print(training_set.iloc[i-WINDOW:i].values.size)
        x = training_set.iloc[i-WINDOW:i].values
        y = training_set.iloc[i+4:i+PRED]['binance'].values
        start = training_set.iloc[i]['binance']
        max_f = np.max(y)
        min_f = np.min(y)

        delta_sh = (start - min_f)/start
        delta_l = (max_f - start)/start
        if (delta_sh > delta_l) &\
            (abs(delta_l) < max_loss) &\
            (delta_sh > min_prof):
            y = -1
            sh += 1

```

```

elif (delta_sh < delta_l) &\
    (abs(delta_sh) < max_loss) &\
    (delta_l > min_prof):
    y = 1
    l += 1
else:
    y = 0
#    print(x.shape)
if y<=0:
    train_y_sh.append(abs(y))
    train_x_sh.append(x.reshape(x.size))

    train_y_l.append(0)
    train_x_l.append(x.reshape(x.size))
if y>=0:
    train_y_l.append(abs(y))
    train_x_l.append(x.reshape(x.size))

    train_y_sh.append(0)
    train_x_sh.append(x.reshape(x.size))
print(f'long:{l} short:{sh}')
#    return np.array(train_x_sh), np.array(train_y_sh), np.array(train_x_l),
np.array(train_y_l)
    return np.array(train_x_sh), np.array([train_y_sh, train_y_l]).T

def spale_one(data, i):
    x = data.iloc[i-WINDOW:i].values
    return np.array(x.reshape(1, x.size))
def data_trance(data, name =""):
    data['timestamp']=[datetime.strptime(i, '%Y-%m-%dT%H:%M:%S.%f') for i in
data['timestamp']]
    data = data[['timestamp',
        'funding_binance',
        'binance',
        'index_price',
        'bitfinex',
        'long_bitfinex',
        'short_bitfinex',
        'taker_vol',

```





```

for name in TRADEABLE:
    train_x_sh, train_y_sh, test_x_sh, test_y_sh = data_prepare(name)
    model = get_model(name)
    model.fit(train_x_sh,
              train_y_sh,
              validation_data=(test_x_sh, test_y_sh),
              epochs=10, batch_size=64, shuffle=True,
              callbacks=[reduce_lr_loss], verbose=2
              )
    model.save(f'models/{name}.h5')

model = create_model(len(train_x_sh[0]))
reduce_lr_loss = ReduceLROnPlateau(monitor='val_loss',
                                   factor=0.1,
                                   patience=4,
                                   verbose=1,
                                   min_delta=1e-3,
                                   mode='max')
model.fit(train_x_sh,
          train_y_sh,
          validation_data=(test_x_sh, test_y_sh),
          epochs=10, batch_size=64, shuffle=True,
          callbacks=[reduce_lr_loss], verbose=2
          )
model.save(f'models/{name}.h5')

```

## ДОДАТОК Б. ПОВНИЙ ЛОГ НАВЧАННЯ БАЗОВОЇ МОДЕЛІ

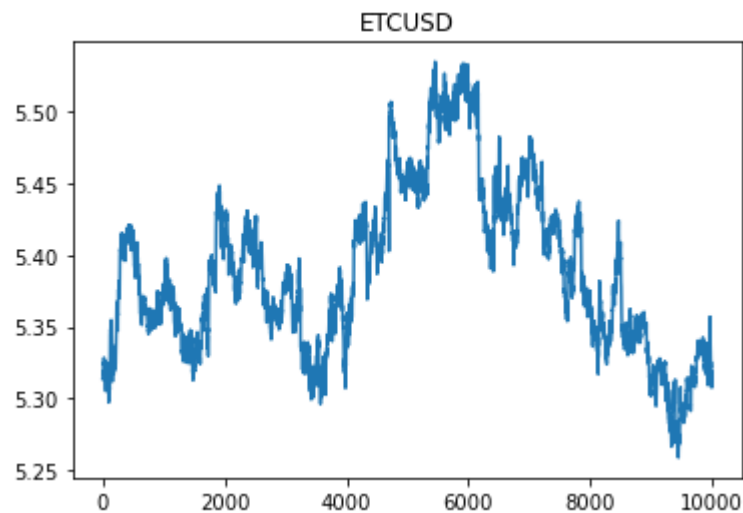


Рисунок Б.1

start=2020-10-10 16:55:14.182461 end=2020-10-15 11:55:00.786176

long:70 short:137

train leng 15873, test leng 15873

long:0 short:33

Epoch 1/10

249/249 - 156s - loss: 0.0465 - val\_loss: 0.0636

Epoch 2/10

249/249 - 154s - loss: 0.0377 - val\_loss: 0.0650

Epoch 3/10

249/249 - 156s - loss: 0.0330 - val\_loss: 0.0637

Epoch 4/10

249/249 - 156s - loss: 0.0302 - val\_loss: 0.0625

Epoch 5/10

249/249 - 155s - loss: 0.0273 - val\_loss: 0.0621

Epoch 6/10

Epoch 00006: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.0000001111620805e-07.

249/249 - 156s - loss: 0.0255 - val\_loss: 0.0611

Epoch 7/10

249/249 - 155s - loss: 0.0246 - val\_loss: 0.0612

Epoch 8/10

249/249 - 155s - loss: 0.0248 - val\_loss: 0.0608

Epoch 9/10

249/249 - 155s - loss: 0.0240 - val\_loss: 0.0614

Epoch 10/10

Epoch 00010: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.000000082740371e-08.

249/249 - 156s - loss: 0.0245 - val\_loss: 0.0608

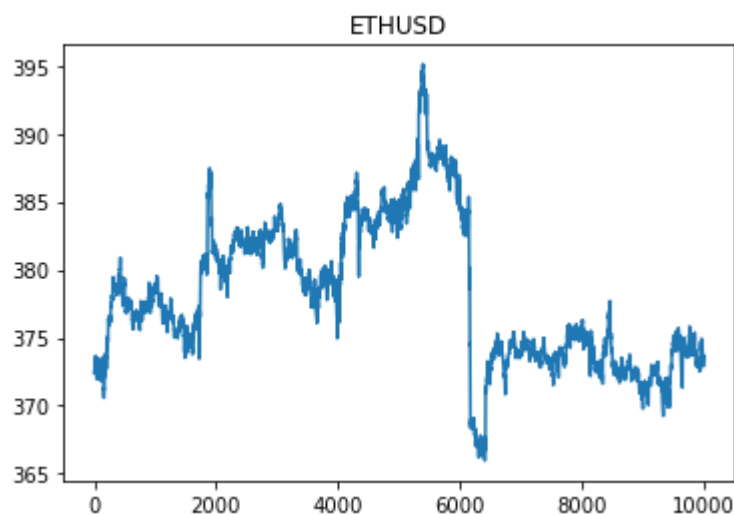


Рисунок Б.2

start=2020-10-10 16:55:14.182461 end=2020-10-15 11:55:00.786176

long:277 short:500

train leng 15303, test leng 15303

long:0 short:107

Epoch 1/10

240/240 - 152s - loss: 0.1773 - val\_loss: 0.5169

Epoch 2/10

240/240 - 151s - loss: 0.1555 - val\_loss: 0.2807

Epoch 3/10

240/240 - 152s - loss: 0.1425 - val\_loss: 0.3287

Epoch 4/10

240/240 - 151s - loss: 0.1331 - val\_loss: 0.3336

Epoch 5/10

Epoch 00005: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.0000001111620805e-07.

240/240 - 151s - loss: 0.1249 - val\_loss: 0.3368

Epoch 6/10

240/240 - 150s - loss: 0.1214 - val\_loss: 0.3379

Epoch 7/10

240/240 - 151s - loss: 0.1199 - val\_loss: 0.3389

Epoch 8/10

240/240 - 150s - loss: 0.1206 - val\_loss: 0.3383

Epoch 9/10

Epoch 00009: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.000000082740371e-08.

240/240 - 150s - loss: 0.1192 - val\_loss: 0.3379

Epoch 10/10

240/240 - 150s - loss: 0.1184 - val\_loss: 0.3384

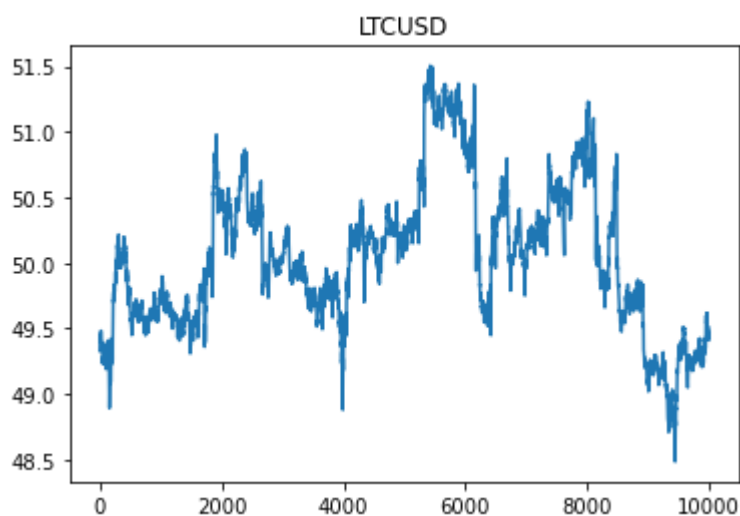


Рисунок Б.3

start=2020-10-10 16:54:32.016953 end=2020-10-15 11:55:00.786176

long:648 short:480

train leng 14952, test leng 14952

long:0 short:152

Epoch 1/10

234/234 - 146s - loss: 0.2633 - val\_loss: 3.7385

Epoch 2/10

234/234 - 146s - loss: 0.2328 - val\_loss: 0.4090

Epoch 3/10

234/234 - 146s - loss: 0.2082 - val\_loss: 0.3840

Epoch 4/10

234/234 - 145s - loss: 0.1924 - val\_loss: 0.3885

Epoch 5/10

Epoch 00005: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.0000001111620805e-07.

234/234 - 146s - loss: 0.1761 - val\_loss: 0.3896

Epoch 6/10

234/234 - 144s - loss: 0.1664 - val\_loss: 0.3873

Epoch 7/10

234/234 - 145s - loss: 0.1670 - val\_loss: 0.3873

Epoch 8/10

234/234 - 144s - loss: 0.1635 - val\_loss: 0.3883

Epoch 9/10

Epoch 00009: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.000000082740371e-08.

234/234 - 145s - loss: 0.1632 - val\_loss: 0.3856

Epoch 10/10

234/234 - 145s - loss: 0.1622 - val\_loss: 0.3868

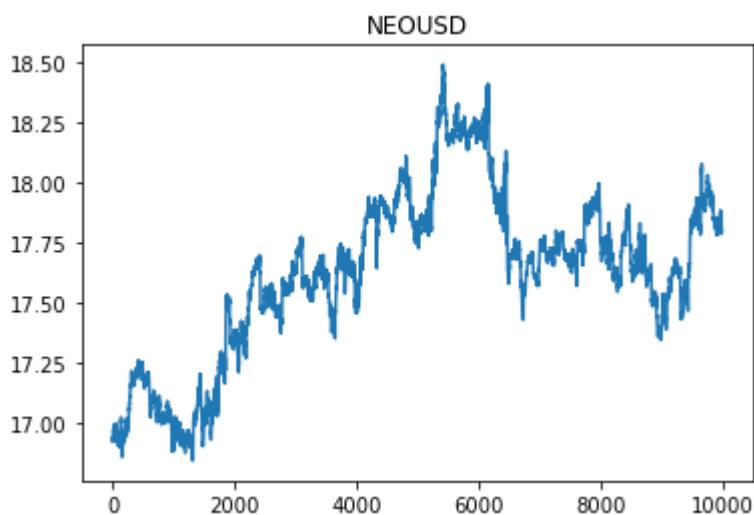


Рисунок Б.4

start=2020-10-10 16:55:14.182461 end=2020-10-15 11:55:00.786176

long:495 short:616

train leng 14969, test leng 14969

long:0 short:10

Epoch 1/10

234/234 - 146s - loss: 0.2582 - val\_loss: 0.0197

Epoch 2/10

234/234 - 145s - loss: 0.2386 - val\_loss: 0.0280

Epoch 3/10

234/234 - 146s - loss: 0.2261 - val\_loss: 0.0290

Epoch 4/10

234/234 - 146s - loss: 0.2176 - val\_loss: 0.0292

Epoch 5/10

234/234 - 146s - loss: 0.2075 - val\_loss: 0.0300

Epoch 6/10

234/234 - 146s - loss: 0.1990 - val\_loss: 0.0308

Epoch 7/10

234/234 - 147s - loss: 0.1908 - val\_loss: 0.0314

Epoch 8/10

234/234 - 146s - loss: 0.1838 - val\_loss: 0.0323

Epoch 9/10

234/234 - 147s - loss: 0.1771 - val\_loss: 0.0329

Epoch 10/10

234/234 - 146s - loss: 0.1708 - val\_loss: 0.0335

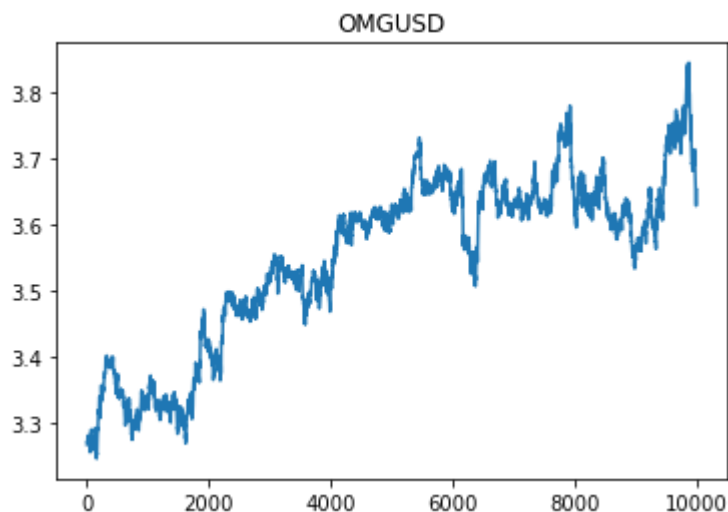


Рисунок Б.5

start=2020-10-10 16:55:14.182461 end=2020-10-15 11:55:00.786176

long:1170 short:1436

train leng 13474, test leng 13474

long:111 short:220

Epoch 1/10

211/211 - 132s - loss: 0.6992 - val\_loss: 1.0646

Epoch 2/10

211/211 - 132s - loss: 0.6581 - val\_loss: 0.9790

Epoch 3/10

211/211 - 133s - loss: 0.6323 - val\_loss: 0.9266

Epoch 4/10

211/211 - 133s - loss: 0.6059 - val\_loss: 0.8786

Epoch 5/10

Epoch 00005: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.0000001111620805e-07.

211/211 - 132s - loss: 0.5836 - val\_loss: 0.8275

Epoch 6/10

211/211 - 135s - loss: 0.5726 - val\_loss: 0.8254

Epoch 7/10

211/211 - 135s - loss: 0.5709 - val\_loss: 0.8161

Epoch 8/10

211/211 - 135s - loss: 0.5695 - val\_loss: 0.8110

Epoch 9/10

Epoch 00009: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.000000082740371e-08.

211/211 - 135s - loss: 0.5648 - val\_loss: 0.8096

Epoch 10/10

211/211 - 134s - loss: 0.5662 - val\_loss: 0.8054

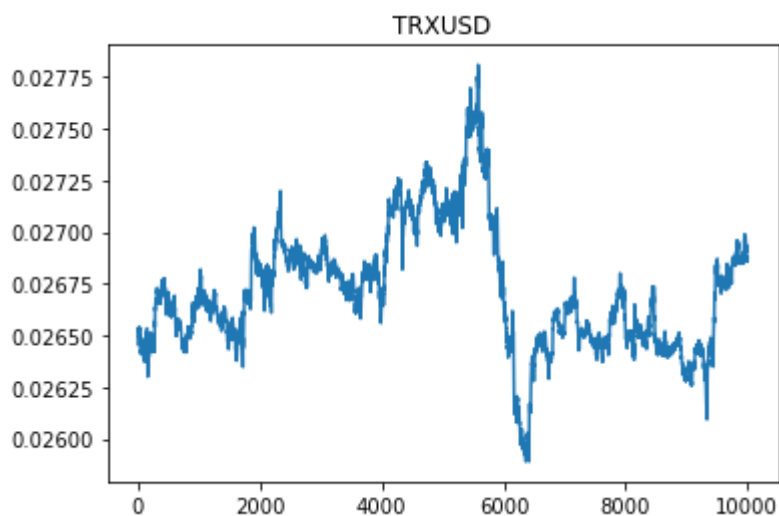


Рисунок Б.6

start=2020-10-10 16:54:32.016953 end=2020-10-15 11:55:00.786176

long:533 short:403

train leng 15144, test leng 15144



long:0 short:0

Epoch 1/10

237/237 - 150s - loss: 0.2250 - val\_loss: 30.2640

Epoch 2/10

237/237 - 147s - loss: 0.1867 - val\_loss: 5.0621

Epoch 3/10

237/237 - 148s - loss: 0.1649 - val\_loss: 0.3971

Epoch 4/10

237/237 - 148s - loss: 0.1510 - val\_loss: 0.0253

Epoch 5/10

Epoch 00005: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.0000001111620805e-07.

237/237 - 148s - loss: 0.1355 - val\_loss: 0.0138

Epoch 6/10

237/237 - 148s - loss: 0.1298 - val\_loss: 0.0141

Epoch 7/10

237/237 - 148s - loss: 0.1324 - val\_loss: 0.0142

Epoch 8/10

237/237 - 148s - loss: 0.1275 - val\_loss: 0.0131

Epoch 9/10

Epoch 00009: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.000000082740371e-08.

237/237 - 148s - loss: 0.1284 - val\_loss: 0.0151

Epoch 10/10

237/237 - 148s - loss: 0.1306 - val\_loss: 0.0135

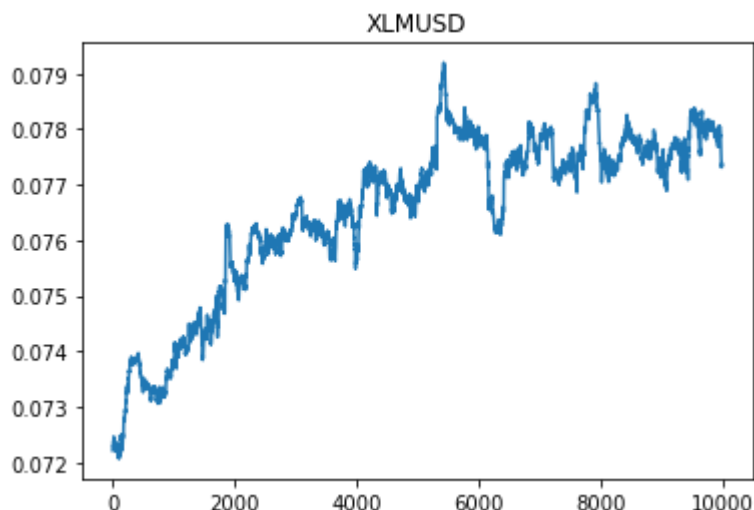


Рисунок Б.7

start=2020-10-10 16:55:56.864947 end=2020-10-15 11:55:00.786176

long:187 short:303

train leng 15590, test leng 15590

long:0 short:141

Epoch 1/10

244/244 - 152s - loss: 0.2292 - val\_loss: 13.4087

Epoch 2/10

244/244 - 152s - loss: 0.1756 - val\_loss: 0.4147

Epoch 3/10

244/244 - 153s - loss: 0.1488 - val\_loss: 1.0998

Epoch 4/10

244/244 - 153s - loss: 0.1349 - val\_loss: 0.6335

Epoch 5/10

Epoch 00005: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.0000001111620805e-07.

244/244 - 153s - loss: 0.1234 - val\_loss: 0.5681

Epoch 6/10

244/244 - 152s - loss: 0.1183 - val\_loss: 0.5480

Epoch 7/10

244/244 - 152s - loss: 0.1156 - val\_loss: 0.5624

Epoch 8/10

244/244 - 152s - loss: 0.1159 - val\_loss: 0.5504

Epoch 9/10

Epoch 00009: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.000000082740371e-08.

244/244 - 152s - loss: 0.1133 - val\_loss: 0.5447

Epoch 10/10

244/244 - 153s - loss: 0.1132 - val\_loss: 0.5450

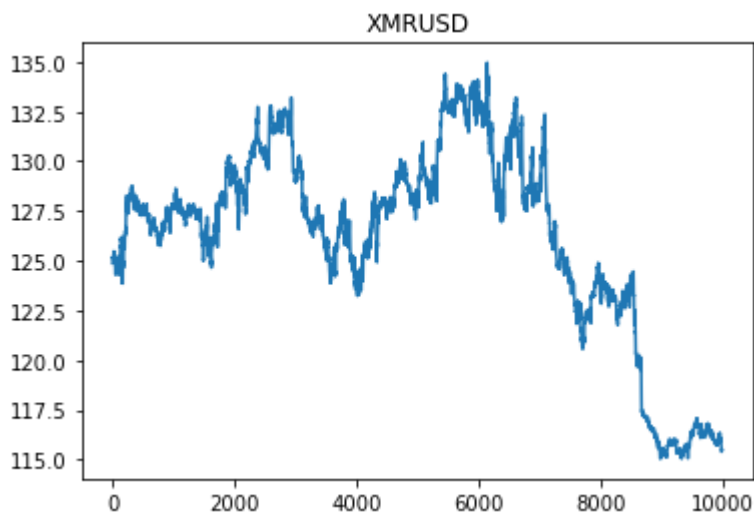


Рисунок Б.8

start=2020-10-10 16:55:56.864947 end=2020-10-15 11:55:00.786176

long:2165 short:1757

train leng 12158, test leng 12158

long:0 short:185

Epoch 1/10

190/190 - 118s - loss: 1.1795 - val\_loss: 0.4813

Epoch 2/10

190/190 - 118s - loss: 1.1195 - val\_loss: 0.5133

Epoch 3/10

190/190 - 118s - loss: 1.0783 - val\_loss: 0.4827

Epoch 4/10

190/190 - 118s - loss: 1.0458 - val\_loss: 0.4773

Epoch 5/10

190/190 - 118s - loss: 1.0184 - val\_loss: 0.4691

Epoch 6/10

Epoch 00006: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.0000001111620805e-07.

190/190 - 118s - loss: 0.9884 - val\_loss: 0.4616

Epoch 7/10

190/190 - 118s - loss: 0.9693 - val\_loss: 0.4620

Epoch 8/10

190/190 - 118s - loss: 0.9731 - val\_loss: 0.4613

Epoch 9/10

190/190 - 118s - loss: 0.9678 - val\_loss: 0.4588

Epoch 10/10

Epoch 00010: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.000000082740371e-08.

190/190 - 118s - loss: 0.9647 - val\_loss: 0.4594

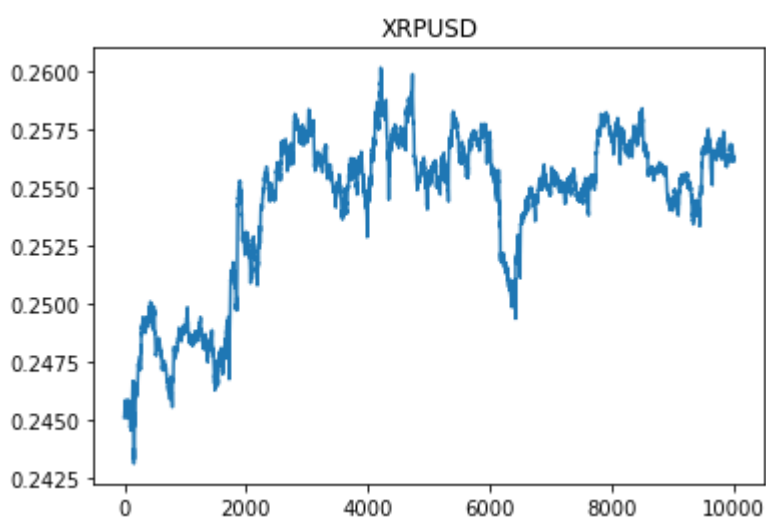


Рисунок Б.9

start=2020-10-10 16:55:14.182461 end=2020-10-15 11:55:00.786176

long:146 short:220

train leng 15714, test leng 15714

long:0 short:131

Epoch 1/10

246/246 - 153s - loss: 0.1143 - val\_loss: 16.5090

Epoch 2/10

246/246 - 153s - loss: 0.0928 - val\_loss: 1.9705

Epoch 3/10

246/246 - 154s - loss: 0.0815 - val\_loss: 2.0549

Epoch 4/10

246/246 - 154s - loss: 0.0725 - val\_loss: 1.9799

Epoch 5/10

Epoch 00005: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.0000001111620805e-07.

246/246 - 154s - loss: 0.0668 - val\_loss: 1.8642

Epoch 6/10

246/246 - 153s - loss: 0.0646 - val\_loss: 1.8709

Epoch 7/10

246/246 - 154s - loss: 0.0630 - val\_loss: 1.8268

Epoch 8/10

246/246 - 153s - loss: 0.0639 - val\_loss: 1.7746

Epoch 9/10

Epoch 00009: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.000000082740371e-08.

246/246 - 154s - loss: 0.0617 - val\_loss: 1.8081

Epoch 10/10

246/246 - 153s - loss: 0.0619 - val\_loss: 1.7456

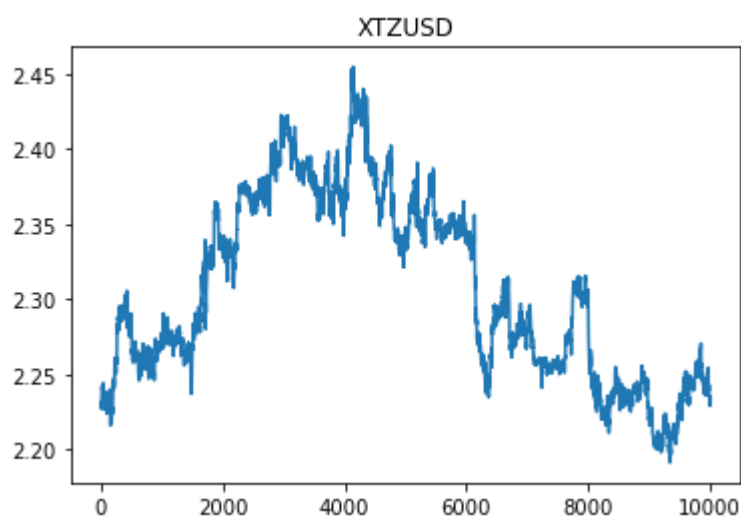


Рисунок Б.10

start=2020-10-10 16:55:14.182461 end=2020-10-15 11:55:00.786176

long:1165 short:1249

train leng 13666, test leng 13666

long:73 short:182

Epoch 1/10

214/214 - 134s - loss: 0.6810 - val\_loss: 0.8881

Epoch 2/10

214/214 - 133s - loss: 0.6451 - val\_loss: 0.8409

Epoch 3/10

214/214 - 133s - loss: 0.6214 - val\_loss: 0.8411

Epoch 4/10

214/214 - 134s - loss: 0.5984 - val\_loss: 0.8485

Epoch 5/10

Epoch 00005: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.0000001111620805e-07.

214/214 - 133s - loss: 0.5783 - val\_loss: 0.8560

Epoch 6/10

214/214 - 133s - loss: 0.5677 - val\_loss: 0.8593

Epoch 7/10

214/214 - 133s - loss: 0.5669 - val\_loss: 0.8598

Epoch 8/10

214/214 - 133s - loss: 0.5660 - val\_loss: 0.8596

Epoch 9/10

Epoch 00009: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.000000082740371e-08.

214/214 - 133s - loss: 0.5639 - val\_loss: 0.8611

Epoch 10/10

214/214 - 133s - loss: 0.5631 - val\_loss: 0.8604

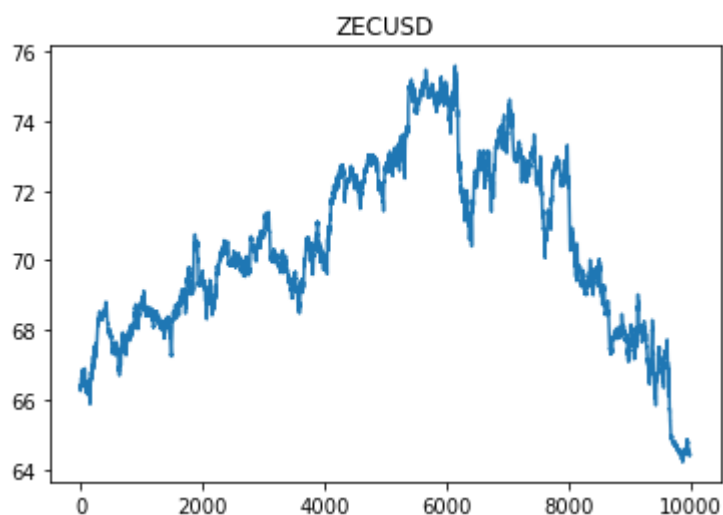


Рисунок Б.11

start=2020-10-10 16:55:14.182461 end=2020-10-15 11:55:00.786176

long:1397 short:1859

train leng 12824, test leng 12824

long:111 short:270

Epoch 1/10

201/201 - 125s - loss: 0.9689 - val\_loss: 1.1430

Epoch 2/10

201/201 - 125s - loss: 0.9300 - val\_loss: 1.3274

Epoch 3/10

201/201 - 125s - loss: 0.8999 - val\_loss: 1.4692

Epoch 4/10

201/201 - 125s - loss: 0.8741 - val\_loss: 1.5205

Epoch 5/10

201/201 - 125s - loss: 0.8570 - val\_loss: 1.5664

Epoch 6/10

201/201 - 125s - loss: 0.8353 - val\_loss: 1.6068

Epoch 7/10

201/201 - 125s - loss: 0.8140 - val\_loss: 1.6487

Epoch 8/10

201/201 - 125s - loss: 0.7920 - val\_loss: 1.6937

Epoch 9/10

201/201 - 125s - loss: 0.7757 - val\_loss: 1.7344

Epoch 10/10

201/201 - 125s - loss: 0.7558 - val\_loss: 1.7817

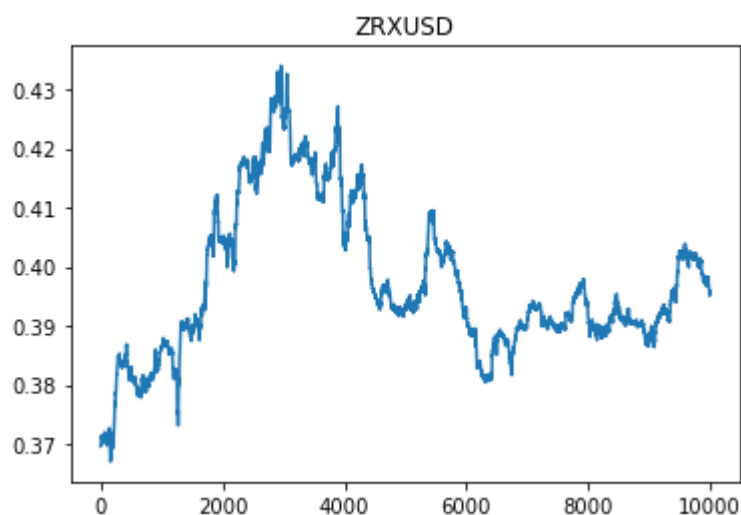


Рисунок Б.12

start=2020-10-10 16:55:14.182461 end=2020-10-15 11:55:00.786176

long:1585 short:1576

train leng 12919, test leng 12919

long:56 short:227

Epoch 1/10

202/202 - 125s - loss: 0.9477 - val\_loss: 2.9902

Epoch 2/10

202/202 - 126s - loss: 0.8597 - val\_loss: 1.8958

Epoch 3/10

202/202 - 125s - loss: 0.7946 - val\_loss: 1.9480

Epoch 4/10

202/202 - 124s - loss: 0.7503 - val\_loss: 1.9771

Epoch 5/10

Epoch 00005: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.0000001111620805e-07.

202/202 - 126s - loss: 0.6995 - val\_loss: 1.9896

Epoch 6/10

202/202 - 125s - loss: 0.6770 - val\_loss: 1.9930

Epoch 7/10

202/202 - 126s - loss: 0.6766 - val\_loss: 1.9920

Epoch 8/10

202/202 - 125s - loss: 0.6694 - val\_loss: 1.9991

Epoch 9/10

Epoch 00009: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.000000082740371e-08.

202/202 - 125s - loss: 0.6705 - val\_loss: 1.9846

Epoch 10/10

202/202 - 125s - loss: 0.6639 - val\_loss: 2.0013

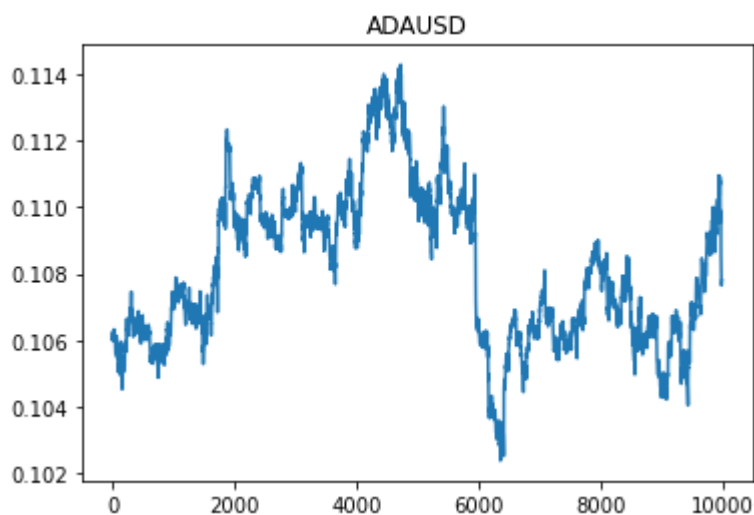


Рисунок Б.13



start=2020-10-10 16:55:14.182461 end=2020-10-15 11:55:00.786176

long:1447 short:1488

train leng 13145, test leng 13145

long:0 short:67

Epoch 1/10

206/206 - 129s - loss: 0.9758 - val\_loss: 1.7746

Epoch 2/10

206/206 - 133s - loss: 0.8839 - val\_loss: 0.9685

Epoch 3/10

206/206 - 129s - loss: 0.8389 - val\_loss: 0.1644

Epoch 4/10

206/206 - 128s - loss: 0.7959 - val\_loss: 0.1514

Epoch 5/10

Epoch 00005: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.0000001111620805e-07.

206/206 - 128s - loss: 0.7707 - val\_loss: 0.1333

Epoch 6/10

206/206 - 128s - loss: 0.7513 - val\_loss: 0.1316

Epoch 7/10

206/206 - 128s - loss: 0.7526 - val\_loss: 0.1312

Epoch 8/10

206/206 - 128s - loss: 0.7489 - val\_loss: 0.1290

Epoch 9/10

Epoch 00009: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.000000082740371e-08.

206/206 - 128s - loss: 0.7496 - val\_loss: 0.1304

Epoch 10/10

206/206 - 128s - loss: 0.7424 - val\_loss: 0.1286

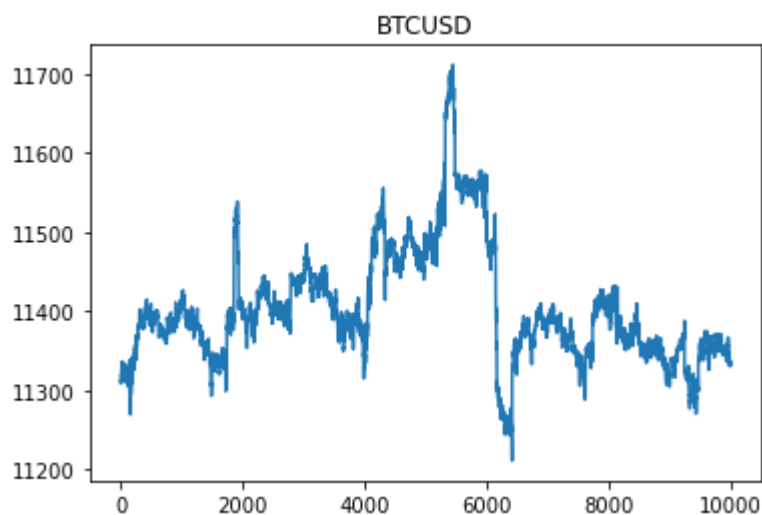


Рисунок Б.14

start=2020-10-10 16:55:14.182461 end=2020-10-15 11:55:00.786176

long:219 short:17

train leng 15844, test leng 15844

long:0 short:0

Epoch 1/10

248/248 - 155s - loss: 0.0357 - val\_loss: 1.7234

Epoch 2/10

248/248 - 154s - loss: 0.0269 - val\_loss: 3.3101e-04

Epoch 3/10

248/248 - 154s - loss: 0.0211 - val\_loss: 0.0025

Epoch 4/10

248/248 - 154s - loss: 0.0192 - val\_loss: 0.0051

Epoch 5/10

Epoch 00005: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.0000001111620805e-07.

248/248 - 156s - loss: 0.0160 - val\_loss: 0.0052

Epoch 6/10

248/248 - 161s - loss: 0.0144 - val\_loss: 0.0058

Epoch 7/10

248/248 - 160s - loss: 0.0145 - val\_loss: 0.0054

Epoch 8/10

248/248 - 161s - loss: 0.0143 - val\_loss: 0.0055

Epoch 9/10

Epoch 00009: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.000000082740371e-08.

248/248 - 161s - loss: 0.0148 - val\_loss: 0.0053

Epoch 10/10

248/248 - 161s - loss: 0.0142 - val\_loss: 0.0054

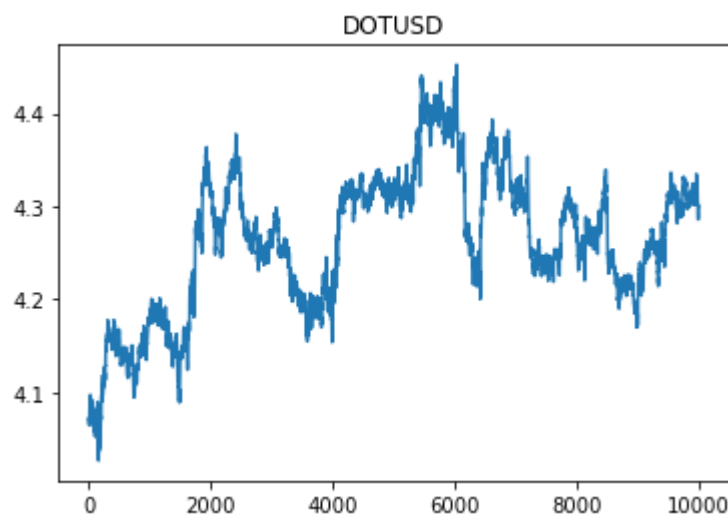


Рисунок Б.15

start=2020-10-10 16:55:56.864947 end=2020-10-15 11:55:00.786176

long:1076 short:1161

train leng 13843, test leng 13843

long:0 short:197

Epoch 1/10

217/217 - 140s - loss: 0.5990 - val\_loss: 0.5171

Epoch 2/10

217/217 - 140s - loss: 0.5539 - val\_loss: 0.8132

Epoch 3/10

217/217 - 139s - loss: 0.5245 - val\_loss: 0.9174

Epoch 4/10

217/217 - 139s - loss: 0.4994 - val\_loss: 0.9804

Epoch 5/10

217/217 - 139s - loss: 0.4737 - val\_loss: 1.0510

Epoch 6/10

217/217 - 139s - loss: 0.4508 - val\_loss: 1.1028

Epoch 7/10

217/217 - 139s - loss: 0.4305 - val\_loss: 1.1740

Epoch 8/10

217/217 - 140s - loss: 0.4086 - val\_loss: 1.2458

Epoch 9/10

217/217 - 139s - loss: 0.3904 - val\_loss: 1.3042

Epoch 10/10

217/217 - 140s - loss: 0.3732 - val\_loss: 1.3570